

# 基于星座图的数字信号调制方法综述<sup>①</sup>

李怡蒙, 方 勇, 刘峙杰

(长安大学 信息工程学院, 西安 710064)

通信作者: 方 勇, E-mail: [fy@chd.edu.cn](mailto:fy@chd.edu.cn)



**摘 要:** 近年来, 数字信号调制识别以其良好的信息保密性和抗噪声性, 逐渐成为了无线通信领域的一个重要研究方向. 星座图作为调制识别的重要特征之一, 由于在特征提取过程中不需要接收信号的先验信息, 因此在特征提取方面具有明显的优势. 根据上述原因, 本文提出了基于星座图的数字信号调制方法综述. 具体而言, 本文将首先分析星座图的基本原理; 其次通过总结现有的基于星座图的数字信号调制识别方案, 分析了星座图在各个研究方向的特点. 最后, 本文给出了基于星座图方法的数字调制识别方案的发展趋势以及未来期望.

**关键词:** 数字信号调制; 星座图; 特征提取; 调制识别

引用格式: 李怡蒙, 方勇, 刘峙杰. 基于星座图的数字信号调制方法综述. 计算机系统应用, 2022, 31(12): 20-28. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/8838.html>

## Overview on Digital Signal Modulation Methods Based on Constellation Diagram

LI Yi-Meng, FANG Yong, LIU Zhi-Jie

(School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

**Abstract:** In recent years, digital signal modulation recognition has gradually become an important line of research in the field of wireless communication owing to its high information confidentiality and anti-noise ability. As one of the important features of modulation recognition, the constellation diagram has obvious advantages in feature extraction because it does not need to receive prior information on the signal during feature extraction. For the above reasons, this study presents an overview of digital signal modulation methods based on the constellation diagram. In particular, it starts by analyzing the basic principle of the constellation diagram. Then, the characteristics of the constellation diagram in various lines of research are analyzed by summarizing the existing digital signal modulation recognition schemes based on the constellation diagram. Finally, the development trend and future expectations of digital modulation recognition schemes based on the constellation diagram are presented.

**Key words:** digital signal modulation; constellation diagram; feature extraction; modulation recognition

自动调制分类是信号检测和解调之间的一个中间步骤, 在各种军用和民用中起着关键作用. 在无线通信领域, 软件无线电 (software defined radio, SDR) 的重要性日益增加, 这也直接推动了数字调制识别算法的快速发展. 为了响应 SDR 功能的灵活性, 调制识别算法必须为电信系统和标准 (2G/3G 和 4G)<sup>[1]</sup> 中使用的不

同调制波形生成一个自动分类器. 其中, 自动识别被测信号的调制方式是一项主要任务, 其系统模型如图 1 所示.

传统的信号调制识别通常分为两种方法: 一是基于决策理论的最大似然假设检验, 二是基于特征提取的统计模式识别<sup>[2]</sup>. 决策理论方法通常采用概率论中的

① 基金项目: 国家自然科学基金 (62141101); 陕西省自然科学基金基础研究计划 (2021JM-188)

收稿时间: 2022-03-31; 修改时间: 2022-04-29; 采用时间: 2022-05-11; csa 在线出版时间: 2022-08-12

贝叶斯假设检验算法来解决信号的识别问题. 它根据信号的统计特性, 进行理论与推导, 最后得到所需要的检验统计量. 然后, 得到的检验统计量与一个合适的门限进行比较, 做出判定. 基于决策理论方法的判决规则是简单的, 但是需要了解信号大量的先验信息. 此外, 似然函数的推导过于复杂使得计算量变大. 模式识别方法首先要从接收的信号中提取出特征参数, 然后通过模式识别系统来确定信号调制类型. 模式识别方法中判决规则往往比较复杂, 但是特征的计算则简单快速. 模型识别的方法通常分为特征提取子系统和分类器子系统<sup>[3]</sup>.

传统的信号调制识别方法已有大量的研究, 随着星座图的引入使得调制识别的研究范围进一步扩大. 基于星座图的识别算法主要是研究分类器, 例如决策树分类器<sup>[4]</sup>、神经网络分类器<sup>[5]</sup>以及支持向量机 (support vector classifier, SVM) 分类器<sup>[6]</sup>. 本文将详细分析星座图的原理及其优缺点, 总结近年来基于星座图的调制识别的文献. 此外, 本文还将综合探索基于星座图调制识别方法的未来发展趋势.

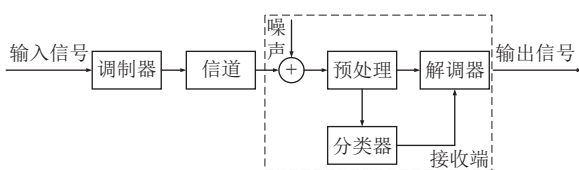


图1 自动识别系统模型

## 1 星座图基本理论

星座图是二维平面上若干点坐标的集合, 是进行数字调制信号分析时的一种常用方式. 星座图的几何形状主要反映了调制信号幅度大小以及信号相位大小在空间分布的状况. 任何一种数字幅相的调制信号均可使用星座图来唯一表示. 因此, 才能有效利用不同调制信号星座图上的幅度以及相位差异, 使各种调制信号类型被正确识别<sup>[7]</sup>.

二维星座是迄今为止最常见的星座, 它将信号的幅度和相位映射在二维平面上. 星座图的大小从两点BPSK到1024点QAM不等.

### 1.1 星座图基本原理

一般而言, 一个信号的已调信号可以表示为:

$$S_N = A_m g(t) \cos(2\pi f_n t + a_k) \quad (1)$$

其中,  $g(t)$ 为低通脉冲波形,  $A_m$ 为载波幅度,  $f_n$ 为载波频率,  $a_k$ 为载波的初始相位.

将式(1)展开可得:

$$\begin{aligned} S_N &= A_m g(t) \cos(2\pi f_n t + a_k) \cos a_k \\ &\quad - A_m g(t) \sin(2\pi f_n t + a_k) \sin a_k \\ &= I \cos(2\pi f_n t + a_k) - Q \sin(2\pi f_n t + a_k) \end{aligned} \quad (2)$$

其中,

$$I = A_m g(t) \cos(a_k) \quad (3)$$

$$Q = A_m g(t) \sin(a_k) \quad (4)$$

根据空间理论, 我们可以选择以下的一组向量:

$$\left[ \sqrt{\frac{2}{\varepsilon_g}} g(t) \cos(2\pi f_n t), \sqrt{\frac{2}{\varepsilon_g}} g(t) \sin(2\pi f_n t) \right] \quad (5)$$

其中,  $\varepsilon_g$ 是低通脉冲信号的能量,  $\varepsilon_g = \int_0^T g^2(t) dt = T$ .

这样, 调制后的信号就可以表示为信号空间的向量:

$$\left[ \sqrt{\frac{\varepsilon_g}{2}} A_m \cos a_k, \sqrt{\frac{\varepsilon_g}{2}} A_m \sin a_k \right] \quad (6)$$

在二维坐标上将上面的向量端点画出来所构成的二维平面图, 称之为星座图. 接下来, 本文以QPSK信号为例进行具体阐述.

### 1.2 QPSK信号

一个信号有3个特性随时间变化: 幅度、相位和频率. 然而, 相位和频率仅仅是从不同的角度去观测量同一信号的变化. 可以同时进行幅度和相位的调制<sup>[8]</sup>, 也可以分开进行调制, 但是这既难于产生更难于检测. 如图2所示, 在特制的系统中信号可以分解为一组相对独立的分量: 同相分量 ( $I$ ) 和正交分量 ( $Q$ ), 这两个分量是正交的, 且互不相干的.

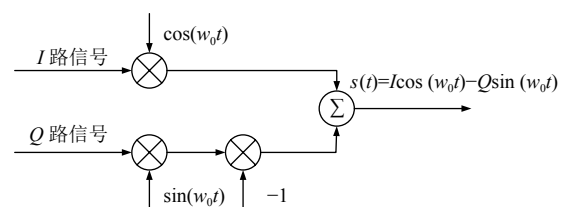


图2 IQ信号调制

根据图2IQ信号调制的框图, 建立二进制序列. IQ信号和相位的对应关系, 如表1所示.

图3中复平面信号星座点的位置包含幅度相位调制信息. 星座图上点与原点坐标轴的欧式距离代表了

信号的幅度信息, 复合矢量与水平轴的夹角代表了信号的相位信息. 将信号的序列分成两个正交分量  $I$  和  $Q$ , 横轴投影为  $I$ , 纵轴的投影为  $Q$ . 然后, 在星座图上对信号进行调制, 使得信号的幅度和相位调制同时实现.

表1 IQ信号和相位的对应关系

| 二进制序列 | IQ信号                                       | $s(t)$ 相位        |
|-------|--|------------------|
| 00    | $+\frac{1}{\sqrt{2}}, +\frac{1}{\sqrt{2}}$ | $\frac{\pi}{4}$  |
| 01    | $-\frac{1}{\sqrt{2}}, +\frac{1}{\sqrt{2}}$ | $\frac{3\pi}{4}$ |
| 11    | $-\frac{1}{\sqrt{2}}, -\frac{1}{\sqrt{2}}$ | $\frac{5\pi}{4}$ |
| 10    | $+\frac{1}{\sqrt{2}}, -\frac{1}{\sqrt{2}}$ | $\frac{7\pi}{4}$ |

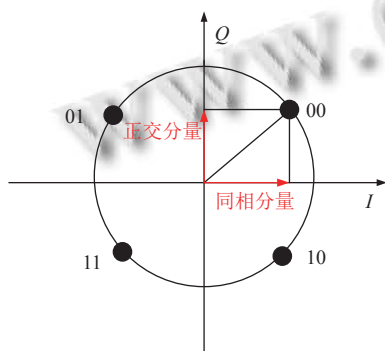


图3 QPSK星座图示意图

在理论条件下,  $M$ 阶调制信号的星座图包含  $M$ 个星座点, 但由于高斯白噪声的影响, 导致信号星座图中的星座点较为分散并形成簇, 如图4所示.

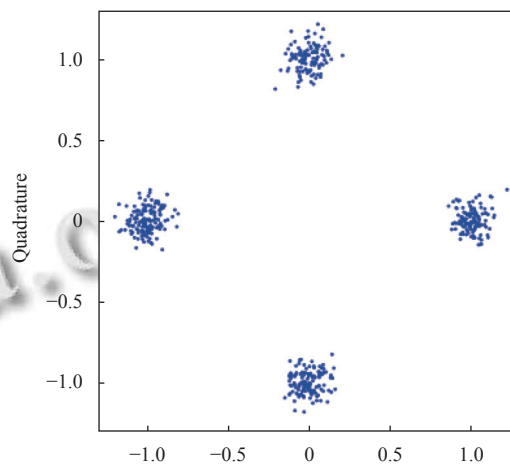
## 2 调制方式

星座图是识别信号调制类型的关键技术. 然而, 在原始 IQ 信号上直接使用卷积神经网络, 也可以对信号进行调制分类.

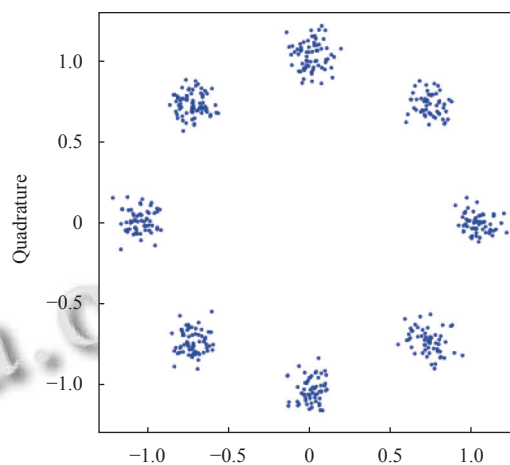
### 2.1 基于原始 IQ 信号的信号识别

在原始 IQ 样本上使用卷积神经网络的自动调制分类技术已经被广泛的研究. 文献 [9] 提出了利用原始 IQ 信号对信号进行调制分类. 该方法与传统的基于特征的调制方法相比, 不需要为了提取特征而对信号进行复杂的变换, 以此降低了系统的复杂性. 文献 [10] 通过将原始的 IQ 信号作为输入, 使用两阶段的卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 对信号进行分类. 文献 [11] 通过复制 IQ 分量并反向拼接, 将输

入大小由  $2 \times N$  扩展为  $4 \times N$  大小, 从而提高分类精度. 文献 [12] 使用的原始 IQ 信号对信号进行识别分类. 该方法具体来说, 将神经网络模型转换为复值卷积神经网络模型, 顾名思义就是输入的 IQ 信号为复值, 神经网络模型也为复值, 从而对信号进行分类.



(a) QPSK



(b) 8QPSK

图4 星座图

这些方法与传统方法相比, 信号的原始信息得到了保留, 分类的准确率得到了提升, 并且在一定程度上也降低了系统的复杂度. 但是这些方法都存在一定的不足, 例如, 文献 [9] 最终所得出的结果, 证明了在实验过程中检测器中准确的中心频率和估计样本率对分类结果的影响是巨大的; 文献 [10] 使用两阶 CNN 对信号进行分类, 第二阶段对第一阶段的 CNN 依赖性较大, 如果前一个 CNN 不能有效地识别本文中所有调制模

式下的 QAM, 后一个 CNN 就不能很获得好的鲁棒性; 文献 [11,12] 在低信噪比区域, 信号分类的准确率不高, 且与常规帧法相比, 计算量较大。

利用星座图形状作为识别调制类型的特征, 可以解决这些问题。原因是星座图不需要了解接收信号的先验知识, 且每一种数字幅相调制信号都可以用星座图唯一表示, 使得星座图在特征提取方面具有明显的优势, 从而可以避免复杂的处理过程。在低信噪比情况下, 星座图受到干扰会失真, 但是相对于原始 IQ 信号, 星座图抗干扰能力更强, 因此在低信噪比情况下, 也能取得较高的准确率。

星座图能被用来对信号进行调制分类, 实际上是将一般的模式识别问题转换为了形状匹配问题。基于星座图的调制方式主要有两种, 一种是基于星座图的聚类算法, 另一种是基于深度学习的数字信号调制识别。基于星座图聚类算法的信号调制分类, 又分为: 基于聚类分析的信号识别和基于聚类和神经网络相结合的自动调制识别。

## 2.2 基于聚类分析的信号识别

数字信号识别方法目前主要有基于小波变换<sup>[13]</sup> 模量序列识别、基于幅度统计矩识别以及基于对数似然函数识别等。这些方法都需要获取发送方的波特率、对频率偏移的敏感度以及从发送方获得调制间隔<sup>[14]</sup>。简而言之, 所有这些都必须获得更多的先验参数信息。然而, 在非协作性沟通中, 频率偏移、波特率等先验知识都是未知的, 因此这些识别方法没有太高的实际价值。基于星座图的聚类算法不需要信号的先验信息, 如图 5 所示, 从而直接来完成对数字信号的识别分类。

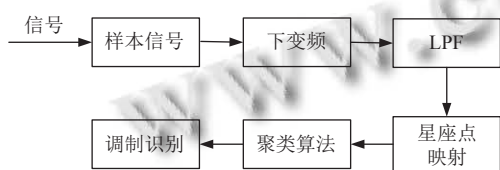


图 5 聚类算法框图

1999 年, Mobasseri<sup>[15]</sup> 第一次提出使用信号的星座图的形状而不是信号作为被调制的信息, 从而将信号识别问题转化为形状匹配问题。实现了对 8PSK、16QAM 信号的识别, 这种方法无需信号的先验信息。在 2004 年, 王建新等人<sup>[16]</sup> 在文献 [15] 的研究基础上, 首先利用盲均衡克服信道的多径效应与系统同步误差, 减缓星座图在传输过程中造成的变形, 再采用减法聚

类方法判定调制方式的维数。实现了对 {2ASK、QPSK、8PSK、16QAM} 分类, 且在信噪比为 14 dB 时, 所有调制方式的识别率均可达到 90% 以上。2008 年, Ahmadi 等人<sup>[17]</sup> 利用遗传算法和层次聚类对 QAM 和 PSK 的星座进行调制分类。该方法虽然利用遗传算法减少了星座点的数量, 但其附加的遗传算法实际上增加了计算的复杂度。而且, 该算法在非合作通信应用中, 要求系统在精确同步的条件下工作。2010 年, Tan 等人<sup>[18]</sup> 提出一种在非合作背景假设下的 PSK 信号识别系统。该方法首先采用相位差法消除载波频偏引起的星座图扩散, 然后定义了调制识别的从属函数。通过利用星座聚类得到的聚类数计算其函数, 从而可以根据不同的函数值对不同信号进行分类。这种方法当信噪比为 11 dB 时, 各种信号的识别比都在 90% 以上, 对于 BPSK, 4PSK 信号, 信噪比为 6 dB 时的识别比可以达到 100%。同年, Yin 等人<sup>[19]</sup> 提出利用循环逼近方法来估计载波频率, 然后利用改进的单簇半径减法聚类方法来识别 MQAM 信号。在信噪比为 5 dB 时, 对 64QAM 的识别率达到了 100%。2013 年, 刘晓斌等人<sup>[20]</sup> 提出先把信号经过减法聚类重构星座图, 然后使用最大似然准则算法来进行判别。这与文献 [21] 先使用减法聚类算法再使用评估函数相比, 该算法进行了简化, 并且提高了识别的性能。

2017 年, Wang 等人<sup>[22]</sup> 提出了使用减法聚类自动计算星座中心, 然后根据中心点个数对调制信号进行识别, 这种方法对高阶 MQAM 调制信号中很有效。在 SNR 为 15 dB 条件下, 128QAM, 256QAM 的正确识别率接近 100%。

2019 年, 张华娣等人<sup>[23]</sup> 提出了一种实现 MQAM 信号调制方式自动识别的方法。该方法主要利用四阶累积量区分出方形的 MQAM 和十字形 MQAM。然后, 针对不同形状 MQAM, 通过减法聚类设置不同的聚类半径, 计算不同半径下的聚类点密度值之和的差异, 来对信号调制类型进行判断。该方法不需要先验信息就能完成 MQAM 信号类内的识别过程, 实际应用价值较高。

2019 年, Jajoo 等人<sup>[24]</sup> 提出了一种新的基于星座结构的方法来识别慢衰落信道中不同阶的 PSK 和 QAM 调制。如图 6 所示, 对下转换信号进行载波频偏估计和校正, 下采样到估计的符号速率, 提取星座点。根据星座的对称结构确定相位偏移量, 利用 K-medoids



提取的特征用于最终调制方案的分类. 该方法不需要进行阈值优化训练, 与基于减法聚类的算法相比, 该算法性能优于现有的分类器, 计算复杂度更低.

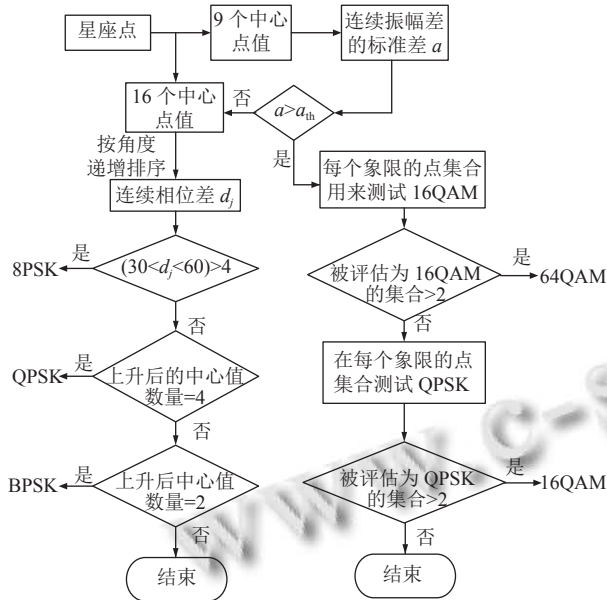


图6 调制分类算法的方框图

基于星座图聚类方法识别信号的过程总结: 星座图的符号序列匹配、星座点计数、星座图匹配的重建、聚类、形状归一化、大小和位置归一化、形状建模、网格大小的选择、最大似然估计的形状分类等. 根据聚类中心的数量, 我们可以判断调制的类型. 聚类是将一个数据集划分为若干组, 使得组内的相似性大于组间的相似性<sup>[25]</sup>. 信号星座图的直观表现为数据点聚集在各个调制状态. 基于聚类分析的信号识别常用的聚类算法, 如表2所示. 聚类算法主要是通过提取信号各调制状态的幅度和相位信息进行分类. 因此, 在利用星座图对信号进行调制识别的时候, 可以使用聚类算法重构星座图<sup>[26]</sup>.

表2 基于聚类分析的信号识别

| 文献               | 聚类方法        |
|------------------|-------------|
| [15]             | 模糊C均值聚类算法   |
| [16,18-20,22,23] | 减法聚类        |
| [17]             | 层次聚类        |
| [24]             | K-Medoids聚类 |

常用聚类算法有模糊C均值聚类算法, 减法聚类, K-means 聚类算法等. 但是, K-means 算法<sup>[27]</sup> 在计算过程中不能调整中心点的个数, 它必须对每个假设的中

心点进行计算, 然后找到最优假设, 这导致了算法的时间冗余. C均值聚类算法<sup>[28]</sup>, 需要知道信号中心点的个数, 这在现实中实现较为困难. 减法聚类方法<sup>[29]</sup> 结构复杂, 计算量大, 识别率低. 在使用聚类算法对基于星座图的信号进行识别时, 不仅计算复杂, 且在低信噪比的情况下性能不佳.

### 2.3 基于聚类和神经网络相结合的自动调制分类

为了提高基于聚类算法在低信噪比条件下信号调制识别方法的识别率, 在2014年, Yang等人<sup>[30]</sup> 提出一种基于聚类和神经网络相结合的调制分类方法, 如图7所示. 首先, 采用模糊C均值聚类方法对不同簇数下的星座进行恢复, 然后利用聚类有效性测度提取区分不同调制类型的关键特征. 最后, 将特征信息发送到BP神经网络中, 从而实现对调制类型的识别. 这种算法不仅简化了计算且分类率远远高于聚类算法.

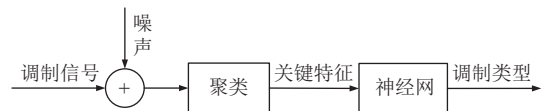


图7 系统模型

基于聚类和神经网络相结合的自动调制分类虽然准确度与基于聚类算法相比有所提升. 但是, 计算仍然过于复杂且在低信噪比的情况下, 分类识别性能仍然有待提升.

### 2.4 基于深度学习的数字信号调制识别

近年来, 由于深度学习在各种图像处理和计算机视觉任务方面的良好表现, 深度学习 (deep learning, DL) 开始被研究用于通信. DL 作为机器学习 (machine learning, ML) 的一个创新分支, 在许多信息学领域都取得了卓越的成功, 包括用于通信的信号处理, 这得益于它的两个关键优势: 从高维非结构化数据中自动学习特征和有效处理大数据. 因此, 可以利用 DL<sup>[31]</sup> 从星座图像中捕获高级特征, 以提高调制分类的性能.

基于深度学习的数字信号调制识别, 主要是利用信号的特征来对调制方案进行分类. 首先将信号的星座图作为神经网络的输入, 然后利用神经网络的自我学习能力将调制信号进行分类识别, 框图如图8所示. 深度学习网络主要分为两部分: 测试和识别. 基于深度学习的数字信号调制识别在自动调制领域更受欢迎, 因为它们可以以较低的复杂性实现相当可观的性能.

2017年, Wang等人<sup>[32]</sup> 提出用于自动调制分类 (AMC)

的低复杂度图形星座投影 (graphic constellation projection, GCP) 算法. 该方法与现有的基于特征 (feature-based, FB) 的算法不同, 主要是先将恢复的符号投影到人工图形星座中, 然后采用深度信念网络 (deep belief network, DBN) 来学习这些星座的潜在特征并识别相应的调制方案, 从而将 AMC 问题转化为图像识别问题. 该方法在信噪比为 0 dB 时, 分类精度达到了 95%, 对于接收到的未知调制类型信号, 可实现快速识别, 无需再进行复杂的计算. 2018 年, 彭超然等人<sup>[33]</sup>研究了基于星座图的幅相调制方式识别方法. 该方法主要是利用卷积神经网络来对信号调制方式进行识别分类. 通过对神经网络的训练, 可以自动学习各种调制方式下的星座图特征的特性. 这样就可以克服在传统模式下, 低信噪比环境下特征提取困难, 抗噪声性能差等缺点. 2019 年, Peng 等人<sup>[34]</sup>通过可视化增强方案将星座图转换为三通道彩色图像. 随后, 将调制分类方法以不同的 CNN 主干 (AlexNet, GoogletNetx) 为基准进行分类. 与传统的机器学习算法性能相比较, 基于深度学习的方法避免了人工特征选择, 并提供了更高的分类精度. 2020 年, Doan 等人<sup>[35]</sup>提出了一种利用深度学习与星座图兼容的精确调制分类方法. 该方法先使用二元直方图和指数衰减机制来增强星座点的可视化, 然后提出一个新的神经网络 FiF-Net (flow-in-flow net), 来对数字信号进行分类, 如图 9 所示. 该网络由多个处理块指定, 每个处理块中的几个分组和非对称卷积层由流中结构组织, 以进行特征丰富. 这些块通过跳跃式连接, 避免了梯度消失问题, 对不同大小的星座图具有鲁棒性. 这个网络在保持合理的计算复杂度的同时, 精度优于其他现有的基于 CNN 的调制方法. 该方法在 -5 dB 信噪比下, 8PSK 达到超过 80% 的精度.

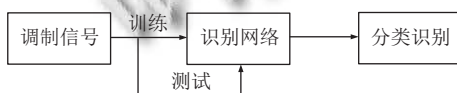


图 8 基于深度学习的数字信号调制识别框图

在 2021 年, Mao 等人<sup>[36]</sup>提出了一种基于两阶段卷积神经网络 (CNN) 的 AMC 算法. 第一阶段 CNN 估计每个星座图的信噪比, 以便从多偏移星座图中选择信噪比 (signal to noise ratio, SNR) 最大的星座图. 第二阶段 CNN 可以根据选定的星座图对调制进行分类. 这种方法克服了在非高斯信道中, 由于对符号时间的错

误估计难以获得适合自动调制识别的星座图的问题. 同年, Li 等人<sup>[37]</sup>对 AlexNet 分类器的模型进行了改进, 在不同的通信环境下, 星座图可以提取出明显的信号特征. 该方法与传统的累积量技术<sup>[38]</sup>、SVM-7 算法<sup>[39]</sup>相比, 该模型避免了特征提取和选择的复杂问题, 实现了调制分类特征的自学习和调制方法的识别.

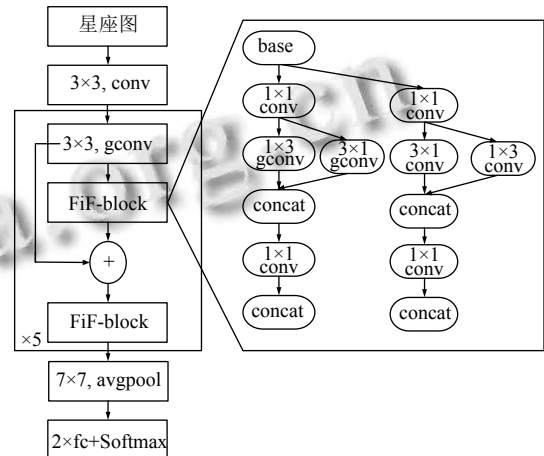


图 9 FiF-Net 结构

在 2021 年, Liu 等人<sup>[40]</sup>提出了一种基于 ResNet50 多特征融合的调制识别算法. 传统的基于深度学习的调制模式识别主要采用单一数据的特征提取和识别, 这不利于在低信噪比条件下提高调制模式识别的精度. 该研究主要是通过提取信号、信号谱图和星座图的这 3 种特征, 并将这 3 种特征融合输入到基于 ResNet50 的调制模式识别网络框架中. 这与文献 [41] 提出将星座图可视化为热图, 再使用 ResNet50 相比, 分类的准确率得到了大幅的提升. 该方法在信噪比为 -5 dB 的情况下, 对信号 2FSK, 4FSK, BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM 以及 64QAM 分类的准确率达到 93.41%, 有效地解决了低信噪比的情况下信号分类准确率低的问题.

基于深度学习的数字信号调制识别, 主要将分类识别问题转换为了图形匹配问题. 因此我们大多使用神经网络作为分类器. 通过使用不同的神经网络, 通过改进神经网络来改善信号在低信噪比的情况下分类的准确率, 尽量在保证准确率的情况下降低计算的复杂度.

### 3 问题分析与展望

随着 5G 通信系统中大量无线电设备的出现, 频谱

资源的稀缺问题日益严重. 为了实现有效的频谱管理, 利用盲调制识别 (blind modulation recognition, BMR) 来识别未知信号的调制类型, 从而为认知无线电系统提供信息来分配频谱资源. 星座图作为调制识别的重要方法之一, 不需要了解信号的先验知识, 每一种数字幅相调制信号都可以用星座图唯一表示, 使得星座图在特征提取方面具有明显的优势. 但是, 目前利用星座图作为信号的特征对信号进行分类识别的研究, 还不能满足现代通信系统对丰富调制信号的需求.

在 2022 年, An 等人<sup>[42]</sup> 提出了一种基于项目星座矢量的 BMR 算法. 该算法采用时间卷积网络 (time convolution network, TCNet) 来识别 13 种调制格式, 如高阶的有 1024QAM 和 2048QAM. 但是该方法在信噪比为 10 dB 的时候, 调制分类的准确率才为 91.96%.

无线通信系统可以通过高阶调制来实现更高的传输速率, 但高阶案例的拥挤星座点削弱了不同调制之间的特征识别, 降低了识别性能. 特别是在合成信道恶化下, 识别高阶调制信号的星座几乎是不可能的. 因此, 基于星座的调制分类对于正确区分强通道损伤下的高阶调制仍然是一项具有挑战性的任务.

## 4 总结

星座图作为数字信号调制识别分类的重要发展方向之一, 已经在近 20 年得到了广泛的研究. 本文详细的总结了利用星座图作为信号识别特征的发展变化, 并简要分析了各个时期基于星座图对信号进行调制分类的发展趋势以及优缺点. 最后分析了现有方案需要改进之处, 提出了对未来的研究趋势并对研究方向进行展望.

### 参考文献

- 1 Zhang XL, Ge TT, Chen ZM. Automatic modulation recognition of communication signals based on instantaneous statistical characteristics and SVM classifier. Proceedings of the 2018 IEEE Asia-Pacific Conference on Antennas and Propagation (APCAP). Auckland: IEEE, 2018. 344–346.
- 2 Dobre OA, Abdi A, Bar-Ness Y, *et al.* Survey of automatic modulation classification techniques: Classical approaches and new trends. IET Communications, 2007, 1(2): 137–156. [doi: 10.1049/iet-com:20050176]
- 3 Shermeh AEZ, Ghaderi R. An intelligent system for classification of the communication formats using PSO. Informatica, 2008, 32(2): 213–218.
- 4 Nandi AK, Azzouz EE. Algorithms for automatic modulation recognition of communication signals. IEEE Transactions on Communications, 1998, 46(4): 431–436. [doi: 10.1109/26.664294]
- 5 Li P, Wang LL. Combined neural network based on deep learning for AMR. 2021 7th International Conference on Computer and Communications (ICCC). Chengdu: IEEE, 2021. 1244–1248. [doi: 10.1109/ICCC54389.2021.9674421]
- 6 Yang FQ, Yang L, Wang D, *et al.* Method of modulation recognition based on combination algorithm of K-means clustering and grading training SVM. China Communications, 2018, 15(12): 55–63. [doi: 10.12676/j.cc.2018.12.004]
- 7 Kumar Y, Sheoran M, Jajoo G, *et al.* Automatic modulation classification based on constellation density using deep learning. IEEE Communications Letters, 2020, 24(6): 1275–1278. [doi: 10.1109/LCOMM.2020.2980840]
- 8 Wei W, Mendel JM. Maximum-likelihood classification for digital amplitude-phase modulations. IEEE Transactions on Communications, 2000, 48(2): 189–193. [doi: 10.1109/26.823550]
- 9 Hauser SC, Headley WC, Michaels AJ. Signal detection effects on deep neural networks utilizing raw IQ for modulation classification. 2017 IEEE Military Communications Conference (MILCOM). Baltimore: IEEE, 2017. 121–127. [doi: 10.1109/MILCOM.2017.8170853]
- 10 Wang Y, Liu M, Yang J, *et al.* Data-driven deep learning for automatic modulation recognition in cognitive radios. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(4): 4074–4077. [doi: 10.1109/TVT.2019.2900460]
- 11 Kim SH, Kim JW, Nwadiugwu WP, *et al.* Deep learning-based robust automatic modulation classification for cognitive radio networks. IEEE Access, 2021, 9: 92386–92393. [doi: 10.1109/ACCESS.2021.3091421]
- 12 Xu J, Wu CY, Ying SS, *et al.* The performance analysis of complex-valued neural network in radio signal recognition. IEEE Access, 2022, 10: 48708–48718. [doi: 10.1109/ACCESS.2022.3171856]
- 13 Ho KM, Vaz C, Daut DG. Automatic classification of amplitude, frequency, and phase shift keyed signals in the wavelet domain. 2010 IEEE Sarnoff Symposium. Princeton: IEEE, 2010. 1–6.
- 14 Hazza A, Shoaib M, Alshebeili SA, *et al.* An overview of feature-based methods for digital modulation classification. 2013 1st International Conference on Communications,



- Signal Processing, and Their Applications. Sharjah: IEEE, 2013. 1–6.
- 15 Mobasser BG. Constellation shape as a robust signature for digital modulation recognition. IEEE Military Communications. Conference Proceedings (Cat. No. 99CH36341). Atlantic City: IEEE, 1999. 442–446. [doi: [10.1109/MILCOM.1999.822722](https://doi.org/10.1109/MILCOM.1999.822722)]
- 16 王建新, 宋辉. 基于星座图的数字调制方式识别. 通信学报, 2004, 25(6): 166–173.
- 17 Ahmadi N, Berangi R. Modulation classification of QAM and PSK from their constellation using Genetic Algorithm and hierarchical clustering. 2008 3rd International Conference on Information and Communication Technologies: From Theory to Applications. Damascus: IEEE, 2008. 1–5. [doi: [10.1109/ICTTA.2008.4530242](https://doi.org/10.1109/ICTTA.2008.4530242)]
- 18 Tan XB, Zhang H, Sheng YM, *et al.* Blind modulation recognition of PSK signals based on constellation reconstruction. 2010 International Conference on Wireless Communications & Signal Processing (WCSP). Suzhou: IEEE, 2010. 1–6. [doi: [10.1109/WCSP.2010.5633488](https://doi.org/10.1109/WCSP.2010.5633488)]
- 19 Yin CY, Li BB, Li YL. Modulation classification of MQAM signals from their constellation using clustering. 2010 Second International Conference on Communication Software and Networks. Singapore: IEEE, 2010. 303–306. [doi: [10.1109/ICCSN.2010.45](https://doi.org/10.1109/ICCSN.2010.45)]
- 20 刘晓斌, 李程, 张文明. 一种改进的 MQAM 信号调制方式识别算法. 舰船电子对抗, 2013, 36(6): 42–45. [doi: [10.16426/j.cnki.jcdzdk.2013.06.020](https://doi.org/10.16426/j.cnki.jcdzdk.2013.06.020)]
- 21 宋成森. 数字通信信号调制方式识别与参数估计 [硕士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2006.
- 22 Wang L, Li YB. Constellation based signal modulation recognition for MQAM. 2017 IEEE 9th International Conference on Communication Software and Networks (ICCSN). Guangzhou: IEEE, 2017. 826–829. [doi: [10.1109/ICCSN.2017.8230227](https://doi.org/10.1109/ICCSN.2017.8230227)]
- 23 张华娣, 楼华勋. MQAM 信号调制方式自动识别方法. 通信学报, 2019, 40(8): 200–211. [doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2019168](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2019168)]
- 24 Jajoo G, Kumar Y, Yadav SK. Blind signal PSK/QAM recognition using clustering analysis of constellation signature in flat fading channel. IEEE Communications Letters, 2019, 23(10): 1853–1856. [doi: [10.1109/LCOMM.2019.2929127](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2019.2929127)]
- 25 Chen HL, Liu CL. Research and application of cluster analysis algorithm. Proceedings of 2013 2nd International Conference on Measurement, Information and Control. Harbin: IEEE, 2013. 575–579.
- 26 张东坡, 陈允锋, 李新付, 等. 基于星座图的 QAM 信号调制方式识别. 通信对抗, 2006, (1): 8–11.
- 27 Banerjee S, Choudhary A, Pal S. Empirical evaluation of K-means, bisecting K-means, fuzzy C-means and genetic K-means clustering algorithms. 2015 IEEE International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE). Dhaka: IEEE, 2015. 168–172. [doi: [10.1109/WIECON-ECE.2015.7443889](https://doi.org/10.1109/WIECON-ECE.2015.7443889)]
- 28 Yu J. General C-means clustering model. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(8): 1197–1211. [doi: [10.1109/TPAMI.2005.160](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2005.160)]
- 29 张智星, 张春在. 神经-模糊和软计算. 西安: 西安交通大学出版社, 2000: 303–309.
- 30 Yang FQ, Li Z, Li HY, *et al.* Method of neural network modulation recognition based on clustering and Polak-Ribiere algorithm. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2014, 25(5): 742–747. [doi: [10.1109/JSEE.2014.00085](https://doi.org/10.1109/JSEE.2014.00085)]
- 31 Wang JT, Feng GQ, Zhao L, *et al.* A data feature recognition method based on deep learning. 2020 IEEE 3rd International Conference on Electronics and Communication Engineering (ICECE). Xi'an: IEEE, 2020. 140–144. [doi: [10.1109/ICECE.51594.2020.9353039](https://doi.org/10.1109/ICECE.51594.2020.9353039)]
- 32 Wang F, Wang YC, Chen X. Graphic constellations and DBN based automatic modulation classification. 2017 IEEE 85th Vehicular Technology Conference (VTC Spring). Sydney: IEEE, 2017. 1–5. [doi: [10.1109/VTCSpring.2017.8108670](https://doi.org/10.1109/VTCSpring.2017.8108670)]
- 33 彭超然, 刁伟鹤, 杜振宇. 基于深度卷积神经网络的数字调制方式识别. 计算机测量与控制, 2018, 26(8): 222–226. [doi: [10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2018.08.050](https://doi.org/10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2018.08.050)]
- 34 Peng SL, Jiang HY, Wang HX, *et al.* Modulation classification based on signal constellation diagrams and deep learning. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30(3): 718–727. [doi: [10.1109/TNNLS.2018.2850703](https://doi.org/10.1109/TNNLS.2018.2850703)]
- 35 Doan VS, Thien HT, Hua CH, *et al.* Learning constellation map with deep CNN for accurate modulation recognition. 2020 IEEE Global Communications Conference. Taipei: IEEE, 2020. 1–6. [doi: [10.1109/GLOBECOM42002.2020.9348129](https://doi.org/10.1109/GLOBECOM42002.2020.9348129)]
- 36 Mao Y, Zhu ML, Sun T, *et al.* Automatic modulation classification based on SNR estimation via two-stage convolutional neural networks. 2021 6th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing



- (ICSP). Xi'an: IEEE, 2021. 294–298. [doi: [10.1109/ICSP51882.2021.9408847](https://doi.org/10.1109/ICSP51882.2021.9408847)]
- 37 Li ZA, Jiang ZJ, Huang J. Automatic modulation classification based on the improved AlexNet. 2021 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). Harbin: IEEE, 2021. 2068–2073. [doi: [10.1109/IWCMC51323.2021.9498686](https://doi.org/10.1109/IWCMC51323.2021.9498686)]
- 38 Dobre OA, Bar-Ness Y, Su W. Robust QAM modulation classification algorithm using cyclic cumulants. 2004 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (IEEE Cat. No. 04TH8733). Atlanta: IEEE, 2004. 745–748. [doi: [10.1109/WCNC.2004.1311279](https://doi.org/10.1109/WCNC.2004.1311279)]
- 39 Valipour MH, Homayounpour MM, Mehralian MA. Automatic digital modulation recognition in presence of noise using SVM and PSO. 6th International Symposium on Telecommunications (IST). Tehran: IEEE, 2012. 378–382.
- 40 Liu XH, Wu ZD, Tang CY. Modulation recognition algorithm based on ResNet50 multi-feature fusion. 2021 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS). Xi'an: IEEE, 2021. 677–680. [doi: [10.1109/ICITBS53129.2021.00171](https://doi.org/10.1109/ICITBS53129.2021.00171)]
- 41 Tian X, Chen C. Modulation pattern recognition based on ResNet50 neural network. 2019 IEEE 2nd International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP). Weihai: IEEE, 2019. 34–38. [doi: [10.1109/ICICSP48821.2019.8958555](https://doi.org/10.1109/ICICSP48821.2019.8958555)]
- 42 An ZL, Zhang TQ, Ma BZ, *et al.* Blind high-order modulation recognition for beyond 5G OSTBC-OFDM systems via projected constellation vector learning network. IEEE Communications Letters, 2022, 26(1): 84–88. [doi: [10.1109/LCOMM.2021.3124244](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2021.3124244)]

(校对责编: 牛欣悦)