



综述

数字调制类型智能识别综述

李泽润¹, 李保国², 秦姗¹, 王璐璐¹, 刘新群¹

(1. 军事科学院军事智能研究院, 北京 100091;

2. 国防科技大学电子科学学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 数字调制类型智能识别技术能在合作发送方、合作接收方、干扰方、非合作接收方之间发挥重要作用, 可以在合作通信模式中增强传输稳健性, 还能在非合作通信模式中提升信息对抗能力。对数字调制类型智能识别的最新研究成果开展详细的综述: 阐述调制类型智能识别技术的研究背景和研究意义; 说明基于似然比检测的统计学习方法和基于特征量提取的模式识别方法; 梳理并对比数字调制类型智能识别的技术路线; 最后, 提出数字调制类型智能识别的当前挑战和未来展望。该研究能为掌握数字调制类型智能识别的研究现状和发展趋势提供参考。

关键词: 数字信号; 调制识别; 综述; 统计学习; 模式识别

中图分类号: TN911; TP302

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2026099

A review on intelligent recognition for digital modulation types

Li Zerun¹, Li Baoguo², Qin Shan¹, Wang Lulu¹, Liu Xinqun¹

1. Institute for Military Intelligence Research, Academy of Military Science, Beijing 100091, China

2. College of Electronic Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China

Abstract: Intelligent recognition technology for digital modulation types can play an important role among cooperative senders, cooperative receivers, interference senders, and non-cooperative receivers, and it can enhance the robustness of transmission in cooperative communication mode and enhance the ability of information countermeasures in non-cooperative communication mode. The latest research results of intelligent recognition for digital modulation types, as well as the research background and meaning of intelligent recognition technology for modulation types, were detailed in the review, statistical learning based on the likelihood ratio test method, and feature extraction based on the pattern recognition method were described, the technology routes of intelligent recognition for digital modulation types were combed and compared in detail, and the present challenges were identified and the future blueprint on the development of the intelligent recognition for digital modulation types was proposed. This research provides references to grasp the research status and development trend of intelligent recognition for digital modulation types in the recent years.

Key words: digital signal, modulation recognition, review, statistical learning, pattern recognition

收稿日期: 2025-12-08; 修回日期: 2026-01-11

通信作者: 刘新群, liuxinqun@foxmail.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62171455)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China(No.62171455)



0 引言

数字信号是一种自变量以及因变量都能够灵活变化的离散化时间序列^[1]。在通信系统中,数字调制的具体过程是根据待传输的码元信息,改变载波的幅度、相位、频率等参量,把码元信息调节到连续的载波上,并形成指定类型传输信号。确定数字调制类型是正确解调信号、正常接收信息的前提。通信系统中常见的数字调制类型主要有幅移键控(amplitude shift keying, ASK)^[2]、相移键控(phase shift keying, PSK)^[3]、频移键控(frequency shift keying, FSK)^[4]、正交幅度调制(quadrature amplitude modulation, QAM)^[5]、幅度相移键控(amplitude-phase shift keying, APSK)^[6]、差分相移键控(differential phase shift keying, DPSK)^[7]、偏置四相相移键控(offset quadrature-phase shift keying, OQPSK)^[8]、连续相移键控(continuous phase shift keying, CPSK)^[9]、连续相位频移键控(continuous phase FSK, CPFASK)^[10]、高斯频移键控(Gaussian frequency shift keying, GFSK)^[11]、最小频移键控(minimum frequency shift keying, MSK)^[12]以及高斯最小频移键控(Gaussian minimum frequency shift keying, GMSK)^[13]等,这些方法针对待调制的数字信号离散化取值的特点,对载波信号的属性进行键控调整。

作为一种新兴的调制类型,索引调制(index modulation, IM)^[14]利用传输信道中可以索引的资源传输信息,索引资源包括物理和虚拟2个层面。物理层面的资源有天线、时隙、载波频率等,虚拟层面的资源有空时矩阵、天线激活顺序、并行虚拟信道等。索引调制在时域、频域或空域中引入附加信息^[15],能够在有限的频谱资源下提供更高的数据传输速率和容量,对噪声和干扰有较强的稳健性,但是索引调制依

赖于信号附加的属性而不是信号本身固有的属性,因此本文不作过多的讨论。

为增强电子通信系统的灵活性以适配日益复杂的信号环境,各类新型通信系统采用以直接序列扩频和高速跳频为代表的信号模式^[16],这类信号具有功率谱密度低、抗侦察及抗干扰性能强的特点^[17]。从调制类型识别到信号参数完整获取的实现难度逐渐上升,依赖参数估计、码元恢复的传统方法已经难以应对上述挑战^[18]。随着通信侦察对象智能化水平的提高,通信侦察设备需要具备快速感知电磁环境、有效获取状态信息并预测目标未来行为的能力^[19]。本文首先总述研究背景和研究意义,然后分别说明基于似然比检测的统计学习方法和基于特征量提取的模式识别方法,统计学习方法包括平均似然比检测、广义似然比检测、混合似然比检测,模式识别方法由提取信号特征量和运用智能识别器2个步骤组成,接着梳理与对比数字调制类型智能识别的技术特征,最后提出当前挑战与未来展望。

1 数字调制类型智能识别的研究意义

通信设备通常面临复杂多样的电磁环境和变化多端的新调制类型,需要赋予其机器智能,提高系统的认知水平,应对多样化电磁环境中新出现的挑战,实现智能提取信号、智能分析参数、智能识别目标以及智能挖掘情报的功能。基于人工智能的认知技术是促进科技革新的重要驱动因素,开展通信信号智能处理技术的研究与应用,有助于实现电磁空间感知的及时性、精确性和智能性。调制识别可用于辨别信号调制类型,最初在军事领域广泛应用,后逐步拓展至民用领域。数字调制类型智能识别技术对于获取数字通信系统的信息至关重要,因此研究并发展该技术具有现实需求与应用价值。

通信系统的运行模式包含合作通信模式与

非合作通信模式 2 类。调制识别是处于信号传输与信号解调之间的环节，能够获取信息的加载方式，为资源管理、信息对抗等任务做铺垫。在合作通信模式下，调制识别技术能够确认信号的发送方，提高信号的辨识能力，增强系统抗干扰的能力^[20]。此外，合作发送方根据合作接收方的信号质量动态调整信号调制类型，帮助通信系统动态选择性能最优的调制编码方案，进而优化系统的传输效率和可靠性。在非合作通信模式下，非合作接收方需要一边分析对方信号参数一边识别信号的调制类型^[21]，挖掘信号承载的信息并且分析辐射源的工作特征，从而精准感知电磁环境的当前状况和变化趋势^[22]，构建智能化态势感知体系，确保我方合作通信的有效性和可靠性，也可以为我方干扰对方的侦察和通信设备提供参考。

数字调制类型智能识别技术可以在合作发送方、合作接收方、干扰方、非合作接收方之间发挥重要的作用^[23]。调制类型智能识别技术在传输信号被截获后发挥作用，不需要大量的先验参数，作为信号解调或者态势感知的前端环节，能够与信号载波频率、符号率等参数的分析步骤同步进行，这有利于提升系统的响应速度以及信号的实时处理能力，而且参数分析对于调制识别本身并没有直接的影响，可以避免分析阶段产生的误差过大造成识别结果的误判，进而保证调制识别技术的有效性和稳健性^[24]。合作接收方和非合作接收方只有准确地判断接收信号的调制类型，并采用适配的信号解调方法，才能接收发送方传输的信息。如果接收方对传输信号的调制类型判断失误，解调信号时会无法获得原始码元信息，导致传输信号的解调或辐射源特征分析失效。调制识别在通信流程中的作用环节如图 1 所示。

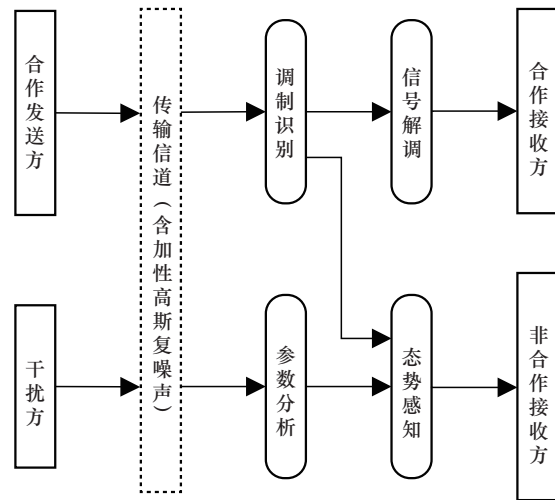


图1 调制识别在通信流程中的作用环节

2 数字调制类型识别的统计学习方法

基于似然比的统计学习方法通过计算信号样本的似然函数获取样本的各类统计值，然后把统计值输入识别器获得调制类型。该方法借助贝叶斯估计方法让误判的概率最小化，实现统计学层面的最优识别效果，性能接近统计学的理论边界。基于似然比的统计学习方法运用假设检验算法，计算过程的可解释性较强，但对参数偏差和外部噪声较为敏感，需要预先获取载波频率、符号速率等信号参数，在合作通信模式中更适用。基于似然比的统计学习方法算法框图如图 2 所示。

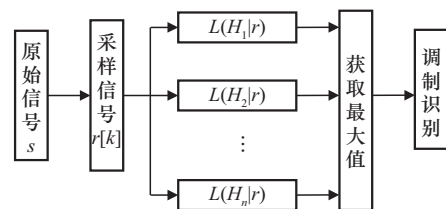


图2 基于似然比的统计学习方法算法框图

其中， $L(H_n|r)$ 表示在样本 r 已知的条件下，估计量 H_n 的极大似然函数。以常见的合作通信模式为例，传输模型中的调制信号参数 p 已知，基于极大似然估计的统计学习识别方法可以表示为：

$$H_i: r(t) = s(t; p) + n(t), 0 \leq t \leq NT_c, i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$



其中, $s(t; p)$ 表示发射端发出的复信号, $n(t)$ 表示信道中的加性复噪声, N 表示要传输的码元数量, T_c 表示单个码元的时间延迟, M 表示待识别的调制类型数量。由于噪声的干扰和信道的不稳定性, 实际观测到的统计量 $(r|H_i)$ 会随机变化, 假设信道中的传输信号对应的概率密度函数为 $P(r|H_i)$, 大量的观测信号构成不同类型对应的判别空间 $\mathbf{R}_1, \dots, \mathbf{R}_j, \dots$ 且 $\mathbf{R}_i \cap \mathbf{R}_j |_{i \neq j} = \emptyset$, 若观测值 $(r|H_i)$ 落入 \mathbf{R}_i 中, 则基于似然比的统计学习判别准则 H_i 成立, 样本可以被判定为第 i 种调制类型的信号。

根据信号检测的有关理论^[25], 可假设接收方内每种调制类型的先验概率 $P(H_i)$ 均相等, 即 $P(H_i) = 1/M$, 此时的最大似然函数等同于似然比函数, 使得概率密度函数 $P(r|H_i)$ 最大的判别准则 H_i 可以作为接收方判定信号调制类型的结果。而 $P(r|H_i)$ 中存在未知参量, 信号调制类型的识别问题可转化为多元信号的统计学习问题。在复基带接收信号的模型框架中, 似然函数的计算式为:

$$\Lambda[r(t)|\{s_k^{(i)}\}_{k=1}^{N_{\text{mod}}}, \boldsymbol{\theta}] = \exp\{2N_0^{-1} \operatorname{Re}\left[\int_0^{N_{\text{mod}}T} r(t)s^*(t; p)dt\right] - N_0^{-1} \int_0^{N_{\text{mod}}T} |s(t; p)|^2 dt\} \quad (2)$$

其中, $\operatorname{Re}[\cdot]$ 表示取变量实部运算, 未知参量 $\boldsymbol{\theta} = \{N_0, p\}$, N_0 表示信号噪声的双边功率谱密度, p 表示幅度、相位等固有参量。根据未知参数集 $\boldsymbol{\theta}$ 的参数估计方法, 可将似然比的统计学习方法划分为平均似然比检测 (average likelihood ratio tests, ALRT)、广义似然比检测 (generalized likelihood ratio tests, GLRT) 和混合似然比检测 (hierarchical likelihood ratio tests, HLRT) 3 种不同的数字调制类型智能识别方法。

2.1 平均似然比检测

平均似然比检测将未知参数看成概率密度函

数已经作出先验假设或者事先作为已知条件的随机变量, 该算法设计中的常见假设是基于独立且同分布的数据, 对未知参数取统计平均后求解似然函数, 然后根据似然函数最大的准则, 降低错误识别的概率。对含有参数的信号完成似然比检验, 能取得最优化的识别结果, 平均似然比检测的计算式为:

$$A_{\text{ALRT}}[r(t)|H_i] = E_{\{s_k^{(i)}\}_{k=1}^{N_{\text{mod}}}} E_{\boldsymbol{\theta}} [A[r(t)|\{s_k^{(i)}\}_{k=1}^N, \boldsymbol{\theta}]] = E_{\{s_k^{(i)}\}_{k=1}^{N_{\text{mod}}}} \left[\int A[r(t)|\{s_k^{(i)}\}_{k=1}^N, \boldsymbol{\theta}] p(\boldsymbol{\theta}|H_i) d\boldsymbol{\theta} \right] \quad (3)$$

其中, $E_{\{s_k^{(i)}\}_{k=1}^{N_{\text{mod}}}}$ 和 $E_{\boldsymbol{\theta}}$ 分别表示关于调制类型和其余未知参数的数学期望, 在参数概率密度未知的条件下, 利用统计平均的方法, 对含有未知参数的信号完成似然比函数检验。平均似然比检测可直接用于最大似然判别, 但信号长度过大时, 该方法的计算较为复杂, 于是有人提出了准平均似然比检测 (quasi-ALRT) 算法, 采用信号的矩或者高阶相关函数近似计算似然函数式以减少计算量。

Abdelbar 等^[26]以信号样本的累积量为基础, 构造基于统计量的极大似然函数 (calculating cumulant based maximum likelihood function, Cum-ML)。Shah 等^[27]基于正交空时分组编码方法 (orthogonal space-time block code, OSTBC) 改进平均似然比检测函数。

2.2 广义似然比检测

广义似然比检测将未知参数视作确定性的变量, 求解未知参数在假设条件下的极大似然估计值, 并将估计值代入对应条件下的似然函数, 基于极大似然的思想获得最优识别结果。广义似然比检测的计算式为:

$$A_{\text{GLRT}}[r(t)|H_i] = \max_{\hat{\boldsymbol{\theta}}} [A[r(t)|\hat{\boldsymbol{\theta}}, H_i]] \quad (4)$$

其中, $A[r(t)|\hat{\boldsymbol{\theta}}, H_i]$ 是接收信号 $r(t)$ 在参数估计量 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 已知且满足条件 H_i 的似然函数, 广义似然比检测不需要对信号和信道参数作任何假设, 所以应用场合更为广泛, 如应用在莱斯和瑞利衰落信道,

另外在信号处理的过程中得到对未知参数的最大似然估计结果，在后续处理中可以继续使用该估计结果，因此广义似然比检测也适用于参数估计。

Salam 等^[28]在非相干检测场景下，即接收方掌握发送方信息很少的情况下，使用广义似然比检测有效识别调制信号。Pados 等^[29]提出两段级联的广义似然比检验程序，对具有未知信号参数（如频率、幅度、相位和符号序列）的调制方案进行识别。广义似然比检测的计算复杂度较低，但是需要估计未知参数，这可能会引入误差，尤其在信噪比较低的情况下，性能损失会更加明显。

2.3 混合似然比检测

混合似然比检测结合了平均似然比检测和广义似然比检测的特性，把一部分未知参数视为随机变量，按照平均似然比检测的方法对这部分未知参数求取统计平均值，再将另一部分未知参数设为确定性的变量，根据广义似然比检测的方法求出未知参数在假设条件下的极大似然估计值。如果需要估计大量的参数，由于估计误差的累积效应，识别效果会明显下降。混合似然比检测的计算式为：

$$A_{\text{HLRT}}[r(t)|H_i] = E_{\{s_k^{(i)}\}_{k=1}^{N_{\text{mod}}}} [A[r(t), \hat{\theta} | \{s_k^{(i)}\}_{k=1}^{N_{\text{mod}}}]] \quad (5)$$

基于似然比的调制识别算法有较多未知参数，计算复杂度会随之增加。在具体应用场景下会根据不同的参数条件采用似然比近似算法，通过简化参数信息实现似然比识别，该方法因丢失参数信息，识别性能下降。此外，算法大多基于匹配滤波信号模型，需要信号幅度、载波频率、

载波相位、符号率、噪声功率、脉冲成形滤波器等参数较多，对预处理环节有很高的要求，导致似然比的应用场景受限。另外，当传输环境复杂时，似然函数的获取将变得异常困难，尤其在未知参数增加或信道干扰严重的情况下，似然函数获取困难，导致算法性能下降，模型失配且稳健性较差。

Yuan 等^[30]提出基于非线性波形和信号记忆的混合似然比检测方法，非线性波形由其主成分表示，信号记忆则被建模为马尔可夫映射符号序列。Dulek^[31]采用混合似然比检测方法解决复杂的信号模型和多传感器数据融合问题。在多传感器环境中特别是在低信噪比条件下，混合似然比检测方法通过数据融合可以显著提高检测和分类的性能，而混合似然比检测方法在一定程度上依赖于对未知参数的先验假设，如果先验假设存在偏差，可能会影响识别性能。

综上所述，基于统计学习的调制识别算法主要有 ALRT、GLRT 和 HLRT，基于假设检验方法的调制识别算法对比见表 1。

表 1 所示的 3 类方法体现统计学习从理想假设（ALRT）向实际妥协（HLRT）的演进过程。尽管统计学习方法具有理论完备性，但是这些方法有 3 个固有缺陷：（1）需要载波频率、符号速率等先验参数；（2）计算复杂度随调制阶数呈指数增长；（3）低信噪比环境以及信道衰落场景中性能下降显著。

统计学习方法存在依赖参数先验知识、计算

表 1 基于假设检验方法的调制识别算法对比

方法	文献	数据来源	数字调制类型	样本长度	信噪比/dB	平均准确率
ALRT	[26]	软件仿真	4ASK、2/4PSK、16QAM	500	0~12	87.8%
	[27]	软件仿真	2/4/8PSK、16QAM	1 024	-15~15	97.5%
GLRT	[28]	软件仿真	8/16/32PSK、8/16/32QAM	1 000	0~20	90.3%
	[29]	软件仿真	2/4PSK、2/4FSK	1 600	8~14	93.1%
HLRT	[30]	软件仿真	2/4/8PSK、16QAM	100	-5~10	73.8%
	[31]	实地测试	16/32/64QAM	500	-10~16	87.3%



复杂度高、环境适应性差等不足,促使具有更强稳健性以及更高识别准确率的模式识别方法获得更广泛的应用。第3节将重点讨论数字调制类型智能识别技术中基于特征量提取的模式识别方法。

3 数字调制类型识别的模式识别方法

基于特征量的模式识别方法具有较低的实现成本,所提取的特征量有一定的可解释性,其数值范围比统计范畴内的似然函数更集中,在数字调制类型智能识别任务中能够实现较高的识别性能,发展过程依次经历人工特征设计、半自动化特征学习、自动化特征学习3个阶段。作为模式识别中间环节的特征提取,其作用形式已从显式设计转向隐式学习。在预处理信号样本的过程中,特征工程起到举足轻重的作用。首先要对可选特征开展初步分析,设计区分度较强的特征以捕捉信号内在的抽象信息。其次依据领域知识剖析不同调制信号的本质特性,并比较和论证特征的有效性。最后,由于面向具体场景的特征往往缺乏通用性,需要把指定特征与任务场景适配,通过实验与调优完成特征向量的迭代优化。

3.1 数字信号调制智能识别的常见特征量

依托特征量提取的调制类型智能识别包含提取信号特征与设计智能识别器2个环节,能把信号从样本空间映射到指定特征空间,这些特征量的稳健性比统计范畴的似然函数更强,能够实现更高的识别性能。常见的特征量有瞬时性特征量^[32]、统计值特征量^[33]、变换域特征量^[34]、图形化特征量^[35]和复杂度特征量^[36]。

3.1.1 瞬时性特征量

数字信号的瞬时性特征量通常包括瞬时幅度、瞬时频率、瞬时相位等。瞬时性特征能反映信号的变化细节,可以有效地识别细节上有差异的各种信号。Hazza等^[32]归纳的信号特征有零中心归一化瞬时幅度绝对值的标准偏差 σ_{aa} 、零中心瞬时相位非线性分量绝对值的标准偏差 σ_{ap} 、零中

心瞬时相位非线性分量的标准偏差 σ_{dp} 、零中心归一化瞬时频率绝对值的标准偏差 σ_{af} 、零中心归一化瞬时幅度谱密度的最大值 γ_{\max} 和瞬时高阶幅度谱密度的最大值 Γ_{κ} 。

3.1.2 统计值特征量

信号调制识别模型常用的统计值特征量主要有高阶矩特征和高阶累积量特征^[37],这类高阶统计值可以消除高斯白噪声带来的影响,避免相位偏移导致类型误判,因此具备一定的稳健性。利用不同维数的高阶矩 m_k 、 M_{pq} 和高阶累积量 C_{kt} 能够得到信号的不同特征参数。使用高阶统计值特征需要结合具体的场景,以便表示信号的高阶统计特性、抑制高斯白噪声的影响、避免相位偏移造成结果误判。

3.1.3 变换域特征量

常用的变换域特征量主要有信号时频分布特征、循环平稳特征以及高阶循环平稳特征。时频分布特征通过计算信号的时频谱,可以体现信号在时频域的分布情况。短时傅里叶变换是计算时频谱的主流方法,用很窄的窗函数给信号加窗,在时间尺度上将信号划分为不同的信号段,这种短时信号可看作平稳信号,再把窗函数沿时间轴平移后进行积分计算。小波变换也可以表征信号的时频分布特点,能通过多种分辨率反映各类信号在不同尺度下的变化情况。循环平稳特征包括一阶循环平稳特征(信号的循环均值具备周期性)^[38]、二阶循环平稳特征(信号的循环谱和循环自相关函数具备周期性)^[39]以及高阶循环平稳特征(信号的高阶循环累积量具备周期性)^[18]。高阶循环平稳特征常用高阶矩或高阶累积量表示,使用的大采样速率、大观测窗口导致计算开销过大,而低阶的循环平稳特征基于信号样本的统计平均值,计算开销较小。

3.1.4 图形化特征量

常用的图形化特征量包括星座图和相图。星座图是采用特定基向量对调制信号投影,在获取

信号传输码元后,以信号同相分量为横轴、正交分量为纵轴,在二维平面绘制的点图。每个码元投影点与原点形成的矢量可表示某一时刻的调制信息^[40]。尽管部分调制类型的星座图特征具有明显区别,但对FSK、MSK等难以绘制星座图的信号并不适用,因此应用范围受到限制。相图是由信号及其导数构成的二维阵列形成的二维轨迹^[35]。区别于离散型的星座图,相图是一种具有连续轨迹的图形特征,可作为星座图的简化特征,但是只能反映幅度和相位信息,对于调频信号的识别能力不佳。

3.1.5 复杂度特征量

常用的复杂度特征量有信息熵和分形2类。信息熵作为体现信号不确定性以及复杂度的特征参数,能表征信号内信息量的多少。信息熵特征有近似熵、样本熵、多尺度熵、功率谱熵、奇异谱熵等形式。近似熵用非负数表示信号序列的复杂性和新信息发生的可能性,量化表示信号波动的无序性和不可预测性^[41]。样本熵通过计算信号出现新模式的概率大小表征信号的复杂度,且无须和自身向量比较,计算过程较为可靠^[42]。多尺度熵采用多个时间尺度拓展样本熵的计算方式,可以基于不同的时间范围计算信号的信息熵^[43]。功率谱熵依托功率谱划分,具体表示信号能量的不确定性,其数值与信号功率谱线的密集程度呈正相关,可以反映信号能量随频率变化的分布情况^[44]。奇异谱熵对信号样本进行空间重构以及奇异值分解,用得到的奇异谱获取信号内生的复杂性特征^[45]。信息熵特征对相同类别中不同阶的调制信号具备较好的识别度,但识别不同类别调制信号的性能不理想。分形是在统计意义上或者近似计算时具备自相似性的结构或图形,基于分形理论刻画信号复杂度的常见指标包括盒维数和信息维数^[46]。盒维数是使用若干数量的盒子覆盖信号曲线,再计算所需盒子的数量来反映信号的复杂度,可以表示分形集合的不规则程度。信息维

数是指归一化尺度下概率分布的香农熵,可以衡量信号在分形集合中的不均匀程度。分形等复杂度特征量能够有效地识别同类别不同阶的调制信号,但是对于不同类别调制信号的辨识能力较弱。

3.2 数字信号调制智能识别的常用识别器

调制类型智能识别的工作聚焦于模式识别方法^[47]。按照样本标签数量从多到少排序,可以把识别器划分为全监督识别器、半监督识别器与无监督识别器。这体现了从人工先验性标注到数据本征性驱动的演进趋势。

3.2.1 全监督识别器

全监督识别器基于人工标记的数据集,找出原始数据和数据标签之间的关系,在面向无标签的样本时,可以自主识别样本的类别。全监督识别器的优点在于识别精度高^[48],然而需要大量标注数据,训练模型的开销大。

简易的全监督识别器主要有支持向量机、主成分分析、线性判别分析等。支持向量机在信号的多维特征空间中实现类别区分,然而支持向量机缺乏足够的非线性拟合能力,常与其他算法协同使用^[49]。主成分分析以及线性判别分析通过寻找最优投影矩阵,使各种类别数据间的距离达到最大化^[50]。甘新泰等^[51]采用若干二分类的支持向量机识别信号样本,并用粒子群优化算法调整支持向量机分类参数,将所有子分类器的识别结果中数量最大的调制类型作为最终识别结果。Valipour等^[52]基于频谱基、统计基、小波基3类特征,使用粒子群优化算法优化径向基核参数,构建类间识别器与类内识别器结合的分层结构,增强支持向量机的稳健性以及识别率。Watson^[53]使用期望最大化算法提取数字信号的调制星座图,通过基因算法训练得到权重向量的评分,再用集成化的支持向量机区分信号样本的调制类别。Zhu等^[54]通过遗传算法构建树状结构将基础特征融合为单一新特征,然后采用支持向量机评估遗



传算法的适应性, 结合径向基核函数实现信号样本的调制类型智能识别。周志文等^[55]把接收信号的时频信息转换为二维图像, 再用主成分分析和随机投影对时频图像进行特征降维, 用逻辑回归处理特征信息完成类型识别。Hassan等^[56]使用主成分分析减少信号特征的数量, 基于幅度矩、平均值、方差、小波变换等特征进行识别。

上述识别器在本质上仍然是以线性特征为主的模型, 以神经网络为代表的全监督识别器已经广泛应用于调制识别场景中^[57], 一些深度学习算法通过基于标签的多层结构减少特征工程并提高准确率。O' Shea等^[58]使用卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 学习信号的空间和时序分布特征, 通过深度残差网络 (deep residual network, DRN) 构建神经网络, 以增强信号特征的提取能力。罗群平^[59]将信号的波形数据转化为星座图和矢量轨迹图, 并且构建两路并行的残差网络模型对联合特征进行融合学习和特征提取, 能够有效增强调制信号的特征表达能力。Wang等^[60]提取采样信号的不同分量和星座图信息, 然后使用前后级联的2个卷积神经网络分别处理信号的不同特征, 达到先初步识别再精细识别不同数字调制类型的效果。Almaspour等^[61]运用特征工程方法获得信号样本的瞬时值特征, 使用3层结构的ANN (artificial neural network, 人工神经网络) 识别特征。Xu等^[62]提取信号的瞬时性特征和高阶累积量, 使用3层结构的神经网络实现数字调制信号样本的类内和类间自动识别。廖孝存^[63]基于特征值拆分复杂的调制类型, 针对不同的调制类型分别采用不同的数据格式, 利用CNN识别不同阶数的调制信号。

除了上述经典的神经网络模型之外, 新型神经网络结构也被应用到调制识别任务中。Valado等^[64]提出用于调制识别任务的MobileNetV3, 计算成本和延迟低。吴美霖等^[65]提出基于特征融合、自注意力机制、卷积神经网络和长短时记忆

(long short-term memory, LSTM) 网络并联的调制识别算法, 能分辨信号样本的细微差异。West等^[66]将LSTM网络和DNN相结合, 使用卷积长短时深度神经网络 (convolutional long short-term deep neural network, CLDNN) 有效提取信号的时域和空间特征。Liang等^[67]将复数卷积神经网络 (complex-valued CNN) 与自注意力机制相结合, 能够有效捕捉相位信息并提取时序特征。芦伟东等^[68]采用空洞空间金字塔池化模块捕捉不同尺度的空间信息, 并使用LSTM提取时间特征。贺超等^[69]采用跨模态注意力机制实现时域特征和频域特征的互补性融合, 在频域编码器中引入残差收缩模块, 并在时域编码器中引入复数双向门控循环单元提取信号特征。Ansari等^[70]提出了一种注意力增强的混合自动调制识别框架, 该框架协同集成了专门的卷积层和紧凑的Transformer编码器, 分别用于提取时间特征和实现全局序列建模。Huang等^[71]用网格星座矩阵 (grid constellation matrix, GCM) 和对比全卷积网络 (contrastive fully convolutional network, CFCN) 模型, 基于对比度的损失函数训练网络。

全监督识别器基于标签优化模型参数, 获取数据和标签之间的联系, 面对无标签样本时自主识别样本的类别。常见的全监督识别器有支持向量机、主成分分析、神经网络等, 全监督识别器对比见表2。

3.2.2 半监督识别器

全监督识别器依赖于数据集的标注, 因此缺乏快速感知和主动学习的能力, 不能适应不断变化的调制类型。而半监督识别器通过样本自学习和人工干预完成样本识别, 在标签不足的情况下利用未标记的数据提高学习性能。半监督识别器兼具全监督识别器和无监督识别器两者的特点, 通过没有标签的样本数据初始化模型参数, 把标记样本和未标记样本配合起来训练网络, 进而确定网络的具体模型参数。该方法的优点在于充分

表2 全监督识别器对比

方法	文献	数据来源	数字调制类型	样本长度	信噪比/dB	平均准确率
支持 向量机	[51]	软件仿真	2/4/8PSK、DQPSK、OQPSK、MSK	1 000	-15~15	82.1%
	[52]	软件仿真	2/4/8/16ASK、2/4/8/16PSK、 16/32/64QAM、2/4/8FSK、APSK	1 000	0~20	96.0%
	[53]	软件仿真	4/8/16/32ASK、2/4/8/16PSK、8/16/32/64QAM	1 800	0~19	96.9%
	[54]	软件仿真	16/64QAM	2 048	10~20	99.9%
主成分 分析	[55]	软件仿真	2PSK、2/4FSK	625	-6~6	90.1%
	[56]	软件仿真	4/8ASK、2/8PSK、16/32/64QAM、4/8FSK、MSK	1 200	-5~10	99.2%
经典 神经 网络	[58]	工程实现	2/4ASK、2/4/8PSK、16QAM、OQPSK、GMSK	1 024	-20~18	63.3%
	[59]	软件仿真	2/4/8PSK、16/64QAM、GFSK、CPFSK	128	-20~18	87.3%
	[60]	软件仿真	2/4/8PSK、16/64QAM、GFSK、CPFSK	512	-8~18	87.7%
	[61]	软件仿真	2/4ASK、2/4PSK、4/16/64QAM、2/4FSK	1 200	-5~20	95.8%
	[62]	软件仿真	2/4ASK、2/4/8PSK、16/64QAM、2/4FSK、MSK	1 024	0~25	95.9%
	[63]	工程实现	2/4/8PSK、2/4FSK、16/32/64/128QAM	512	0~30	97.6%
	[64]	软件仿真	2/4/8PSK、16/64QAM、GFSK、CPFSK	128	-18~18	57.1%
新型 神经 网络	[65]	软件仿真	2/4/8PSK、16/64QAM、GFSK、CPFSK	128	-20~18	62.5%
	[66]	软件仿真	2/4/8PSK、16/64QAM、GFSK、CPFSK	128	-20~18	63.2%
	[67]	软件仿真	2/4/8PSK、16/64QAM、GFSK、CPFSK	128	-20~18	63.8%
	[68]	软件仿真	2/4/8PSK、16/64QAM、GFSK、CPFSK	128	-20~18	64.3%
	[69]	软件仿真	2/4/8PSK、16/64QAM、GFSK、CPFSK	128	-20~18	65.8%
	[70]	软件仿真	2/4/8ASK、2/4/8/16/32PSK、16/32/64/128PSK、 16/32/64/128/256QAM、GMSK、OQPSK	1 024	-20~30	74.8%
	[71]	软件仿真	2/4/8PSK、16/64QAM	512	-5~15	84.5%

利用未标记数据，减少对大量标注数据的依赖，甚至可以对抗错误标签的干扰（此时又被称作弱监督识别器），适用于实际应用中标注成本高昂的场景，有效提升模型在少量标注数据下的泛化能力。

半监督识别器通过样本的自学习过程和人为的干预完成样本的识别，可以在数据标签数量不足的情况下，利用未标记的数据提高模型的学习性能，具备较强的适应性。极限学习机是一种单隐层的前馈神经网络模型，通过随机生成隐藏层中的计算节点以及网络的输入权重，分析并且确定网络输出权重的表现形式，在保障网络能够快速运算的基础上，提升网络的鲁棒性和泛化能

力。刘晓凯^[72]基于半监督极限学习机（semi-supervised extreme learning machine, SS-ELM）模型，把数字信号调制类型的分类问题转化为多种特征的识别问题，同时将差分优化的方法引入自适应极限学习机，防止模型陷入局部最优的状态，从而获得全局最优的模型参数，在非高斯时变多径衰落的信道环境下取得良好的识别效果。Güner等^[73]对像素点周围数值进行数据编码，构建了基于局部二进制模式的极限学习机（local-binary-pattern extreme learning machine, LBP-ELM）。该模型可以随机生成输入权重以及隐藏层的阈值，而且这些值在整个训练过程中保持不



变,通过较简单的分析步骤获得输出层权重。

自动编码器采用无标签样本开展模型训练,然后借助样本标签进行模型微调,能够学习输入数据的表征方式,得到形式抽象、长度更短的数据编码,生成的特征编码具有可解释性。在微调模型时使用损失函数衡量原始数据与编码数据之间的差异。常见的损失函数具有均方误差、交叉熵损失函数、铰链损失函数等。自动编码器是一种常见的半监督识别器,因为其结构简洁、可解释性强,被应用于调制识别问题中。Shi等^[74]提取格拉姆角场(Gramian angular field, GAF)特征,与带掩码的自动编码器(masked autoencoder, MAE)结合成GAF-MAE开展自监督预训练,模型在无监督条件下具备特征提取的能力,能够细致描述微观的特征。Ali等^[75]采用独立且具备多个隐藏节点的自动编码器进行特征学习,基于循环平稳特征量以及频谱相关函数(spectral correlation function, SCF)训练深度神经网络(deep neural network, DNN),输入样本经过矩阵化处理达到规范化效果。Li等^[76]提出基于多种优化方法的堆叠自动编码器模型(stacked autoencoder with various optimization methods, SAE-VOM),在构建强适配性特征空间的基础上,配合使用多种特征向量归一化方法和模型结构参数调优方法,能取得比基准研究更高的识别率,而且模型的计算复杂度较低。姜楠等^[77]使用稀疏自动编码器对信号的功率谱开展提取和识别,并把

MPSK信号的四次方谱输入新的稀疏自动编码器中,可以直接处理中频信号。Dai等^[78]使用堆叠自动编码器(stacked autoencoder, SAE)处理从信号的模糊函数(ambiguity function, AF)图像中提取的特征,基于模糊函数的堆叠自动编码器模型输出识别结果。Shah等^[79]提出基于稀疏自动编码器的深度神经网络(sparse autoencoder with deep neural network, SAE-DNN)模型,用于处理数字信号调制类型的识别问题,采用强制降维和稀疏约束算法,增强从输入数据中学习精细化以及稳健性特征的能力。

半监督识别器使用一部分人工标注的信息优化识别模型的性能,在标签部分缺失甚至是标签部分错误时也能正常发挥作用。常见的半监督识别器有极限学习机和自动编码器,半监督识别器对比见表3。

3.2.3 无监督识别器

无监督识别器的训练样本是无标签数据集,其直接从数据中进行学习,寻找数据集的内在规律和结构并识别隐藏的模式,可以处理未标记的数据集,节省大量的数据标注成本,但是在面对复杂多变的数据环境时,其自适应性和稳健性弱,需要通过优化算法和丰富数据多样性,以增强模型的稳定性和准确性。

受限玻尔兹曼机是常见的无监督学习网络,其采用能量状态函数和概率分布函数学习数据特征,根据极大似然学习法则调整网络连接权重和

表3 半监督识别器对比

方法	文献	数据来源	数字调制类型	样本长度	信噪比/dB	平均准确率
极限学习机	[72]	软件仿真	4/8ASK、2/4/8PSK、16/64QAM	1 024	-10~10	86.8%
	[73]	软件仿真	4ASK、2/4/8PSK、16/64QAM	2 048	-10~10	91.1%
自动编码器	[74]	软件仿真	2/4/8PSK、16/64QAM、GFSK、CPFSK	128	-20~18	60.5%
	[75]	软件仿真	2/4/8PSK、16/64/256QAM	1 000	0~15	88.3%
	[76]	软件仿真	2ASK、2/4/8PSK、2/4FSK、16QAM、MSK	1 024	-5~10	88.6%
	[77]	工程实现	4/8PSK、2/4/8FSK	960	0~20	95.4%
	[78]	软件仿真	ASK、PSK、QAM、FSK、MSK	2 600	-10~25	97.1%
	[79]	软件仿真	2/4/8PSK、16QAM	512	0~15	97.8%

偏置参数。李正权等^[80]面向大动态信噪比环境,提出基于高阶累积量和判别式受限玻尔兹曼机的联合调制识别算法,能有效提高低信噪比条件下的识别率。周东青等^[81]使用若干个受限玻尔兹曼机,通过逐层向上学习的方法获取模型参数,再用反向传播算法实现模型参数微调,可有效识别辐射源特征。杨安锋^[82]基于混合受限玻尔兹曼机模型提出智能识别算法,通过提取信号的高阶矩和高阶累积量识别信号的调制类型。

生成对抗网络的生成器用于学习无标签数据集的数据分布特征,判别器用于判断生成的数据是否满足识别标准^[40]。王华华等^[83]在生成对抗网络模型中引入注意力机制,能对信号的时频图像实现降噪处理,解决特征提取单一且不充分的问题,在低信噪比的条件下具备稳健性。Tang等^[40]提出基于辅助分类器的生成对抗网络(auxiliary classifier generative adversarial networks, ACGAN),用可编程的数据增强方法生成星座图并提高识别效果。郝云飞等^[84]基于生成对抗网络提出一种重构判别网络模型,在对抗式训练中充分学习已知信号的数据分布,还能抵抗未知调制类型信号的干扰,在低信噪比条件下具有识别能力。

除了受限玻尔兹曼机模型和生成对抗网络模型,聚类方法也用来识别信号的调制类型,通过样本聚类后的相对位置完成类型区分。Jajoo等^[85]使用k-medoids聚类算法识别信号的星座图,根据连续幅度差值的标准差区分PSK和QAM信号,根据连续相位差值识别不同阶的PSK信号,根据每个星座图象限内图像点数识别不同阶的QAM信号,模型对相位偏移等异常值不敏感。杨发权等^[86]使用模糊聚类算法计算样本的隶属度,提取有效性函数值作为特征参数,再利用神经网络识别调制信号。Tian等^[87]提出一种调制约束聚类分类器和初始化集群质心的方法,便于提高收敛性能,能够用来识别具有未知信道矩阵和噪声方差的调制类型。李艳玲等^[88]基于粒子群算

法对聚类半径进行全局搜索,将搜索的最佳聚类半径作为识别特征的参考依据,避免人工设置聚类半径造成的参数适用性不足问题。

自组织映射网络能够模拟人脑对外界信息特定的反应,构建输入信息和输出平面之间的映射关系,把输入的样本信息通过自主映射的方式聚集在输出层不同的活跃区域内,表征数据样本内在的拓扑特性以及层次结构。Ahmadi等^[89]基于信号码字,提出模糊聚类和层次聚类相结合的组合增长型分层自动编码器模型,该模型具备实时学习样本特征的能力。高玉龙等^[90]改进自组织映射网络的学习规则以及竞争传递函数,减少权重向量和获胜神经元邻域的调整次数,从而加快网络收敛速率。Xu等^[91]通过调整学习速率以及邻域函数改进了自组织映射算法,使其可以提高识别精度、加快收敛速度、增强模型的稳健性以及提高特征映射的可解释性。Zhou等^[92]提出基于多级可视化层的自组织映射网络,样本同时输入多级可视化层进行并行化处理,实现动态的数字信号调制识别。

无监督识别器在标签完全缺失时能发挥作用。常见的无监督识别器有受限玻尔兹曼机、生成对抗网络、单层聚类算法和多层聚类算法,无监督识别器对比见表4。

4 技术特征的梳理与对比

数字调制类型智能识别的技术路线主要围绕模型性能、样本标签数量、系统运行效率等展开,影响模型性能的因素主要包括数据处理方式、模型的规模、模型集成度、特征稳健性、特征融合方式、数据适配情况,影响样本标签的使用程度的因素主要体现在标签是否完备或者错误,影响系统时效性的原因主要有模型的体量、精简模型的措施、预训练知识的使用情况,技术特征的梳理与对比见表5。



表4 无监督识别器对比

方法	文献	数据来源	数字调制类型	样本长度	信噪比/dB	平均准确率
受限玻尔兹曼机	[80]	软件仿真	2/4/8PSK、8/16QAM、CPFSK、GMSK	100	-10~18	65.4%
	[81]	软件仿真	2PSK、DPSK、2FSK	9 180	-20~15	93.8%
	[82]	软件仿真	2/4/8PSK、16/32QAM、16/32APSK	200	0~20	98.4%
生成对抗网络	[83]	软件仿真	2/4ASK、2/8PSK、2/4FSK、16/64QAM	960	-10~8	96.9%
	[40]	软件仿真	4ASK、2/4/8PSK、OQPSK、16/32/64QAM	625	-6~14	97.6%
	[84]	软件仿真	2/4/8PSK、16QAM、OQPSK、MSK	1 536	0~20	98.9%
单层聚类算法	[85]	软件仿真	2/4/8PSK、16/64QAM	1 000	1~25	70.9%
	[86]	软件仿真	2/4/8PSK、16/32/64QAM	2 048	-2~10	88.7%
	[87]	软件仿真	2/4/8PSK、16QAM	300	-10~15	93.7%
	[88]	软件仿真	4/16/32/64QAM	400	0~15	96.9%
多层聚类算法	[89]	软件仿真	4/8/16PSK、4/16/64QAM	1 000	0~20	85.6%
	[90]	软件仿真	2/4ASK、4PSK、8/16QAM、OQPSK、2/4FSK、MSK、GMSK	8 192	0~20	91.9%
	[91]	软件仿真	2/8PSK、16QAM、2/4FSK、MSK	256	10~20	94.0%
	[92]	软件仿真	2/4PSK、2FSK、MSK	600	0~20	99.9%

5 结束语

数字调制类型智能识别技术可以应用在合作通信模式和非合作通信模式中, 研究和发​​展数字信号调制类型智能识别技术具有迫切的现实需求。在先验信息不够完备时, 随着调制类型的复杂程度日益增加, 智能识别模型与具体使用场景的适配程度有待加强, 面临的挑战如下所示。

(1) 调制智能识别模型的增量学习能力不足, 难以应对时变信道条件下的类别误判。在信道条件不断变化的情况下, 模型缺乏对新样本的开集识别和主动学习能力。

(2) 先前对于输入向量规范化处理和模型参数调整优化的研究还不够灵活, 模型调优过程依赖于抽象的经验规则, 对模型参数调优方法的探索还有待深入开展。

(3) 无监督聚类模型存在无法区分易混样本的情况, 现有模型的区分能力不足, 难以构建判别性边界, 聚类模型缺乏在线识别能力, 对易混样本的聚类还需要开展研究。

(4) 调制识别模型的算法与硬件的适配度有

待提高, 高阶累积量、循环谱分析等方法的复杂度高, 智能模型的参数量多、计算开销大, 不能够满足低延迟计算的需求。

针对上述4个方面的现实挑战, 本文发现以下的研究方向具有研究价值。

(1) 对不同信道条件中的无标签样本需要进行解耦表征学习, 以保证模型对新样本的开集识别和主动学习能力。突破传统特征工程范式, 开展自监督表征学习模式, 构建基于对比学习的信号预训练框架, 研制支持在线学习的轻量化识别模型。

(2) 调制类型智能识别技术有望将信号特征的提取操作融入人工智能的通用性编码计算, 并让识别模型使用无监督学习的方法完成特征提取、类型识别的全过程, 并着手简化模型调优的过程, 增强模型的稳健性、通用性和可解释性。

(3) 增强调制类型开集识别的兼容性, 并进行针对性的优化操作。未知调制类型智能识别的研究还处于起步阶段, 除已知调制类型的识别外, 还应研究未知调制类型的识别。同时, 当未知的调制数量较多时, 保持准确率也是可行的研究方向。

(4) 神经网络的软件优化和硬件部署需要进

表 5 技术特征的梳理与对比

技术目标	技术名称	技术特征
增强模型的识别效果	统计学习	在样本数量充足时构建合适的概率模型，借助大数定律、最大似然估计、贝叶斯推断等统计理论，挖掘不同调制类型的差异化特征，使模型逼近统计学意义上的最优估计性能；信号容易受到信道特性和接收误差的影响，样本分布的不规则性导致算法稳健性较差
	深度学习	可以直接处理信号样本或者经过简单处理的特征量，减少依赖传统的调制识别算法中特征工程以及专家经验驱动的信号提取工作，还可以融合多尺度、多模态、多域的特征；需要大规模高质量标注数据，对新出现信号样本的泛化性可能不足，且算法的可解释性差
	集成学习	通过结合多个识别器的预测结果提高模型整体识别性能，根据需要选择不同的基识别器，基识别器的选择具有高度灵活性，可以实现识别准确率、泛化性与稳健性的全面优化；可能因使用大量的基识别器导致计算资源开销大，且在小样本场景可能出现欠拟合现象
	稳健性特征提取	抑制非目标信息，提取核心物理属性，保持特征的差异性，有较强的可解释性和稳健性，在低噪声环境或信道衰落等复杂条件下仍保持较高的准确率，具备良好的抗干扰特性；需要积累充足的先验知识，对专家经验的依赖度高，跨场景迭代优化模型的开销大
	多模态特征融合	通过多种模态的互补优势抑制干扰和特征不稳定性，最大化跨模态联合信息的探索效果，选择合适的融合策略（如早期融合、晚期融合或深度融合）对算法的性能有重要的影响；需要根据数据分布、任务目标和计算资源完善特征选型和融合策略，适配具体的场景
	不同类数据适配	使用各类样本数量不平衡的数据集，灵活适配不同样本数量与多样数据分布的实际场景，精准适配多样噪声种类与复杂信道衰落类型，依据差异化场景动态获取最优化的超参数；不同类数据需适配差异化超参数与参数优化方法，模型的整体设计与调优难度显著提升
	减少对数据标记的依赖	半监督学习
弱监督学习		用含有噪声、信息缺失、不准确、不完备的标签，能降低对高质量人工标注标签的依赖；可以有效处理标签信息偏差问题，即使标签质量不高，仍能保持稳定且较高的识别性能；模型泛化能力受到不完备标签影响，易出现性能不稳定的问题，决策逻辑缺乏可解释性
无监督学习		完全基于未标记信号数据自主学习，可有效发现数据中潜在的隐藏模式与内在结构特征；对不同分布的数据具备较强适应性，不仅部署成本更低，且实际操作流程更为便捷高效；性能通常低于全监督与半监督学习，学习到的特征缺乏可解释性，场景的泛化能力较差
提高系统的响应时效	小体量模型	模型参数规模小且计算复杂度低，训练耗时更短，开发与部署流程的整体效率显著提升；运行系统的能耗较低，模型的计算负载较小，可以灵活地适配到各种硬件平台上；样本特征提取与数据表达能力存在局限，对各类噪声及信道变化的适应性与稳健性较差
	模型压缩	通过剪枝、模型量化、低秩分解等技术继承大模型提取特征的能力，兼具场景部署优势；显著减少模型整体计算复杂度，加快实时推理速度，降低硬件运行能耗与资源占用成本；需要精心设计模型压缩算法与硬件适配策略，模型的跨场景泛化能力仍然存在不确定性
	迁移学习	迁移其他领域的预训练知识，可显著减少模型训练时间，同时降低对数据标注量的要求；可有效解决标注数据稀缺的核心问题，有助于模型更好地泛化并适配到新的实际应用场景；跨领域适配算法的设计流程复杂，源域与目标域数据分布差异较大时模型性能下降明显

行协同设计，开发支持在线类别扩展的动态神经网络，实现“已知类精调-新类别快学”的弹性架构。探索研制支持复数或多模态特征的神经架构搜索框架，开发面向专用硬件的算子库。

参考文献：

[1] 樊昌信, 曹丽娜. 通信原理[M]. 7版. 北京: 国防工业出版社, 2012: 5.
 Fan C X, Cao L N. Principles of communications[M]. 7th ed. Beijing: National Defense Industry Press, 2012: 5.
 [2] 孙姝君, 彭盛亮, 姚育东, 等. 基于深度学习的调制识别综述[J].

电信科学, 2021, 37(5): 82-90.
 Sun S J, Peng S L, Yao Y D, et al. A survey of deep learning based modulation recognition[J]. Telecommunications Science, 2021, 37(5): 82-90.
 [3] 郭蕴欣, 马宏. 基于机器学习的通信信号调制识别研究综述[J]. 电子测量技术, 2018, 41(24): 107-111.
 Guo Y X, Ma H. Research on modulation recognition of communication signals based on machine learning[J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(24): 107-111.
 [4] Wu P, Sun B, Su S J, et al. Automatic modulation classification based on deep learning for software-defined radio[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020(6): 1-13.



- [5] 程风云, 周金. 信号增强网络驱动的调制识别[J]. 电信科学, 2024, 40(4): 139-150.
Cheng F Y, Zhou J. Modulation recognition driven by signal enhancement[J]. Telecommunications Science, 2024, 40(4): 139-150.
- [6] 赵常兰, 王天一. 基于GMM的幅度相位联合编码CVQKD安全性分析[J]. 激光技术, 2024, 48(3): 295-302.
Zhao C L, Wang T Y. GMM-based amplitude-phase joint coding CVQKD security analysis[J]. Laser Technology, 2024, 48(3): 295-302.
- [7] 李雅楠. 基于Duffing振子阵列的通信系统设计方法及实现研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2020.
Li Y N. Research on design and implementation of communication system based on duffing oscillator array[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2020.
- [8] 张晓林, 李铭, 孙溶辰. 基于相位统计信息特征的相移键控类信号识别[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2024, 45(6): 1202-1209.
Zhang X L, Li M, Sun R C. Identification of phase shift keying-like signals based on phase statistical features[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2024, 45(6): 1202-1209.
- [9] 曾志斌, 庄奕琪, 向新. 基于正交信道的双CPSK扩频通信系统[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2009, 41(5): 206-210.
Zeng Z B, Zhuang Y Q, Xiang X. Double CPSK spread-spectrum communication system based on orthogonal channel[J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2009, 41(5): 206-210.
- [10] 刘加军, 陈龙. 基于深度学习的智能调制格式识别[J]. 计算机应用文摘, 2024(4): 93-95.
Liu J J, Chen L. Intelligent modulation format recognition based on deep learning[J]. Chinese Journal of Computer Application, 2024(4): 93-95.
- [11] 董悦, 张建军, 王晗, 等. 基于GFSK调制的自动识别接收装置关键技术研究与实现[C]//第三十三届中国(天津)IT、网络、信息技术、电子、仪器仪表创新学术会议论文集, 2019: 253-256.
Dong Y, Zhang J J, Wang H, et al. Research and implementation of key technologies of automatic recognition receiver based on GFSK modulation[C]//Proceedings of the 33rd China (Tianjin) IT, Network, Information Technology, Electronics, Instrumentation and Measurement Innovation Academic Conference, 2019: 253-256.
- [12] 张如栩. 连续相位信号调制识别技术研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2024.
Zhang R X. Research on modulation recognition technology of continuous phase signals[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2024.
- [13] 窦梓铭, 时睿, 李娟娟, 等. 基于YOLOv5的多信道信号样式识别系统的设计与实现[J]. 航天电子对抗, 2024, 40(3): 45-49.
Dou Z M, Shi R, Li J J, et al. Design and implementation of multi-channel signal pattern recognition system based on YOLOv5[J]. Aerospace Electronic Warfare, 2024, 40(3): 45-49.
- [14] Leblebici M, Çalhan A, Cicioğlu M. CNN-based automatic modulation recognition for index modulation systems[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 240: 122665.
- [15] Mao T Q, Wang Q, Wang Z C, et al. Novel index modulation techniques: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(1): 315-348.
- [16] 杨若海. 面向卫星通信的扩频信号检测与识别技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2025.
Yang R H. Research on spread spectrum signal detection and recognition technology for satellite communication[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2025.
- [17] 詹亚锋. 通信信号自动制式识别及参数估计[D]. 北京: 清华大学, 2004.
Zhan Y F. Automatic modulation recognition and parameter estimation of communication signals[D]. Beijing: Tsinghua University, 2004.
- [18] 曹思思. 数字通信信号调制方式识别及参数估计[D]. 重庆: 重庆大学, 2017.
Cao S S. Modulation recognition and parameter estimation of digital communication signals[D]. Chongqing: Chongqing University, 2017.
- [19] 张冠杰. 认知通信电子战关键技术分析[J]. 舰船电子对抗, 2019, 42(1): 34-37, 101.
Zhang G J. Analysis of key technologies of cognitive communication electronic warfare[J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2019, 42(1): 34-37, 101.
- [20] 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(中英文), 2020, 9(6): 1014-1031.
Sun L T, Huang Z T, Wang X, et al. Overview of radio frequency fingerprint extraction in specific emitter identification[J]. Journal of Radars, 2020, 9(6): 1014-1031.
- [21] 许小东. 非协作数字通信系统盲解调关键技术研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2007.
Xu X D. Research on key technologies of blind demodulation in non-cooperative digital communication systems[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2007.
- [22] 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.
Huang Z T, Yang J, Wang X, et al. A Survey of modulation recognition algorithms in non-cooperative communication[J]. Science & Technology Review, 2019, 37(4): 55-62.

- [23] 李艳玲. 非合作通信中单载波调制信号识别算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
Li Y L. Research on modulation signal recognition algorithms in non-cooperative communications[D]. Xi'an: Xidian University, 2013.
- [24] 张福佳. 通信信号调制方式自动识别研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2018.
Zhang F J. Research on automatic modulation recognition of communication signals[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2018.
- [25] 赵树杰, 赵建勋. 信号检测与估计理论[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
Zhao S J, Zhao J X. Signal detection and estimation theory[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.
- [26] Abdelbar M, Tranter W H, Bose T. Cooperative cumulants-based modulation classification in distributed networks[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2018, 4(3): 446-461.
- [27] Shah M H, Dang X Y. An effective approach for low-complexity maximum likelihood based automatic modulation classification of STBC-MIMO systems[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2020, 21(3): 465-475.
- [28] Salam A O A, Sheriff R E, Al-Araji S R, et al. A unified practical approach to modulation classification in cognitive radio using likelihood-based techniques[C]//Proceedings of the 2015 IEEE 28th Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE). Piscataway: IEEE Press, 2015: 1024-1029.
- [29] Pados D A, Bailey C. Blind modulation detection via staged GLRT[C]//Proceedings of the Signal Processing, Sensor/Information Fusion, and Target Recognition XXVII. Bellingham: SPIE, 2018: 62.
- [30] Yuan Y B, Zhao P, Wang B, et al. Hybrid maximum likelihood modulation classification for continuous phase modulations[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(3): 450-453.
- [31] Dulek B. Online hybrid likelihood based modulation classification using multiple sensors[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(8): 4984-5000.
- [32] Hazza A, Shoaib M, Alshebeili S A, et al. An overview of feature-based methods for digital modulation classification[C]//Proceedings of the 2013 1st International Conference on Communications, Signal Processing, and their Applications (ICCSPA). Piscataway: IEEE Press, 2013: 1-6.
- [33] 张茜. 基于高阶统计特性的调制信号识别[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
Zhang Q. Modulation signal recognition based on higher-order statistical characteristics[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018.
- [34] 谭晓衡, 褚国星, 张雪静, 等. 基于高阶累积量和小波变换的调制识别算法[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(1): 171-177.
Tan X H, Chu G X, Zhang X J, et al. Modulation recognition algorithm based on high-order cumulants and wavelet transform[J]. Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(1): 171-177.
- [35] 孔五艳. MQAM 信号调制识别技术研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2013.
Kong W Y. Research on modulation recognition technology of MQAM signals[D]. Suzhou: Suzhou University, 2013.
- [36] Gray R M. Entropy and information theory[M]. Berlin: Springer, 2012.
- [37] Bouchou M, Wang H, El Hadi Lakhdari M. Automatic digital modulation recognition based on stacked sparse autoencoder[C]//Proceedings of the 2017 IEEE 17th International Conference on Communication Technology (ICCT). Piscataway: IEEE Press, 2017: 28-32.
- [38] 张志民. 数字通信信号调制方式自动识别研究及实现[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2014.
Zhang Z M. Research and implementation of automatic modulation recognition for digital communication signals[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2014.
- [39] 裴立业. 卫星信号自动检测与识别技术研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2013.
Pei L Y. Research on automatic detection and recognition technology of satellite signals[D]. Zhengzhou: PLA Information Engineering University, 2013.
- [40] Tang B, Tu Y, Zhang Z Y, et al. Digital signal modulation classification with data augmentation using generative adversarial nets in cognitive radio networks[J]. IEEE Access, 2018, 6: 15713-15722.
- [41] Pincus S M. Approximate entropy as a measure of system complexity[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 1991, 88(6): 2297-2301.
- [42] Zhang X, Zhou P. Sample entropy analysis of surface EMG for improved muscle activity onset detection against spurious background spikes[J]. Journal of Electromyography and Kinesiology, 2012, 22(6): 901-907.
- [43] Costa M, Goldberger A L, Peng C K. Multiscale entropy analysis of biological signals[J]. Physical Review E, 2005, 71(2): 021906.
- [44] 关亚男. 基于集成学习的数字信号调制识别研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018.
Guan Y N. Research on modulation recognition of digital signals based on ensemble learning[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018.
- [45] 蒋俊. 基于信息熵的实时信号测量技术及其应用研究[D]. 成



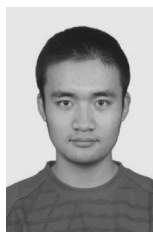
- 都: 电子科技大学, 2017.
- Jiang J. Research on real-time signal measurement technology based on information entropy and its applications[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2017.
- [46] 王灿. 数字信号调制方式自动识别研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2017.
- Wang C. Research on automatic modulation recognition of digital signals[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2017.
- [47] Ali Ghunaim S, Nasir Q, Abu Talib M. Deep learning techniques for automatic modulation classification: a systematic literature review[C]//Proceedings of the 2020 14th International Conference on Innovations in Information Technology (IIT). Piscataway: IEEE Press, 2020: 108-113.
- [48] 陈震峰, 吴明, 孙卫华. 基于高阶累积量和BP神经网络的数字调制识别[J]. 舰船电子工程, 2024, 44(1): 60-62.
- Chen Z F, Wu M, Sun W H. Digital modulation recognition based on high order cumulant and BP neural network[J]. Ship Electronic Engineering, 2024, 44(1): 60-62.
- [49] 阮光鑫, 柳征. 基于模糊熵的连续相位调制识别算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2024, 22(7): 710-715.
- Ruan G X, Liu Z. Continuous phase modulation recognition algorithm based on fuzzy entropy[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2024, 22(7): 710-715.
- [50] Duda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern classification[M]. 2nd ed. Hoboken: Wiley-Interscience, 2000.
- [51] 甘新泰, 程伟, 杨瑞娟, 等. 基于支持向量机分类器的数据链信号调制方式识别[J]. 空军预警学院学报, 2015, 29(1): 38-42.
- Gan X T, Cheng W, Yang R J, et al. Modulation recognition of data link signals based on classifier of support vector machine[J]. Journal of Air Force Early Warning Academy, 2015, 29(1): 38-42.
- [52] Valipour M H, Homayounpour M M, Mehralian M A. Automatic digital modulation recognition in presence of noise using SVM and PSO[C]//Proceedings of the 6th International Symposium on Telecommunications (IST). Piscataway: IEEE Press, 2012: 378-382.
- [53] Watson C M. Signal detection and digital modulation classification-based spectrum sensing for cognitive radio[D]. Boston: Northeastern University, 2013.
- [54] Zhu Z C, Aslam M W, Nandi A K. Support vector machine assisted genetic programming for MQAM classification[C]//Proceedings of the 2011 International Symposium on Signals, Circuits and Systems (ISSCS). Piscataway: IEEE Press, 2011: 1-6.
- [55] 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.
- Zhou Z W, Huang G M, Gao J, et al. Radar emitter identification algorithm based on deep learning[J]. Journal of Xidian University (Natural Science), 2017, 44(3): 77-82.
- [56] Hassan K, Dayoub I, Hamouda W, et al. Automatic modulation recognition using wavelet transform and neural network[C]//Proceedings of the 2009 9th International Conference on Intelligent Transport Systems Telecommunications, (ITST). Piscataway: IEEE Press, 2009: 234-238.
- [57] 陈昊, 郭文普, 巨西诺, 等. 基于深度学习的通信信号自动调制识别方法综述[J]. 无线电工程, 2025, 55(3): 526-539.
- Chen H, Guo W P, Ju X N, et al. Overview of automatic modulation recognition methods for communication signals based on deep learning[J]. Radio Engineering, 2025, 55(3): 526-539.
- [58] O'Shea T J, Roy T, Clancy T C. Over-the-air deep learning based radio signal classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2018, 12(1): 168-179.
- [59] 罗群平. 基于深度学习的通信信号调制方式自动识别算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2023.
- Luo Q P. Research on automatic modulation recognition algorithm of communication signals based on deep learning[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2023.
- [60] Wang Y, Liu M, Yang J, et al. Data-driven deep learning for automatic modulation recognition in cognitive radios[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(4): 4074-4077.
- [61] Almaspour S, Moniri M R. Automatic modulation recognition and classification for digital modulated signals based on ANN algorithms[J]. Journal of Multidisciplinary Engineering Science and Technology, 2016, 3(12): 1-6.
- [62] Xu B, Wen X P, Wang X. Research on modulation recognition technology based on machine learning[J]. International Journal of Computer Applications Technology and Research, 2019, 8(4): 102-106.
- [63] 廖孝存. 基于深度学习的调制方式盲识别算法研究及实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- Liao X C. Research and implementation of blind modulation recognition algorithm based on deep learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020.
- [64] Valadao M, Silva L, Serrão M, et al. MobileNetV3-based automatic modulation recognition for low-latency spectrum sensing[C]//Proceedings of the 2023 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-5.
- [65] 吴美霖, 高翔翔, 涂雅培, 等. 基于特征融合和MACLNN的通信信号自动调制识别[J]. 无线电工程, 2022, 52(11): 1970-1976.
- Wu M L, Gao Y X, Tu Y P, et al. Automatic modulation recognition of communication signals based on feature fusion and MACLNN[J]. Radio Engineering, 2022, 52(11): 1970-1976.
- [66] West N E, O'Shea T. Deep architectures for modulation recognition[C]//Proceedings of the 2017 IEEE International Sympos-

- sium on Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [67] Liang Z, Tao M L, Xie J, et al. A radio signal recognition approach based on complex-valued CNN and self-attention mechanism[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2022, 8(3): 1358-1373.
- [68] 芦伟东, 朱斌. 基于特征融合的通信信号自动调制识别[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(23): 9914-9920.
- Lu W D, Zhu B. Automatic modulation recognition of communication signals based on feature fusion[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(23): 9914-9920.
- [69] 贺超, 陈进杰, 金钊, 等. 基于多模态时-频特征融合的信号调制格式识别方法[J]. 计算机科学, 2023, 50(4): 226-232.
- He C, Chen J J, Jin Z, et al. Automatic modulation recognition method based on multimodal time-frequency feature fusion[J]. Computer Science, 2023, 50(4): 226-232.
- [70] Ansari S, Alnajjar K A, Majzoub S, et al. Attention-enhanced hybrid automatic modulation classification for advanced wireless communication systems: a deep learning-transformer framework[J]. IEEE Access, 2025, 13: 105463-105491.
- [71] Huang S, Jiang Y Z, Gao Y, et al. Automatic modulation classification using contrastive fully convolutional network[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(4): 1044-1047.
- [72] 刘晓凯. 无线通信调制体制识别技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
- Liu X K. Research on modulation recognition technology in wireless communication[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019.
- [73] Güner A, Alçin Ö F, Şengür A. Automatic digital modulation classification using extreme learning machine with local binary pattern histogram features[J]. Measurement, 2019, 145: 214-225.
- [74] Shi Y H, Xu H, Zhang Y, et al. GAF-MAE: a self-supervised automatic modulation classification method based on gramian angular field and masked autoencoder[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2024, 10(1): 94-106.
- [75] Ali A, Fan Y Y. Unsupervised feature learning and automatic modulation classification using deep learning model[J]. Physical Communication, 2017, 25: 75-84.
- [76] Li Z R, Wang Q L, Liu W S, et al. Practical AMC model based on SAE with various optimisation methods under different noise environments[J]. IET Communications, 2020, 14(22): 4081-4088.
- [77] 姜楠, 王彬. 基于稀疏自动编码网络的水声通信信号调制识别[J]. 信号处理, 2019, 35(1): 103-114.
- Jiang N, Wang B. Underwater communication signals' modulation recognition based on sparse autoencoding network[J]. Journal of Signal Processing, 2019, 35(1): 103-114.
- [78] Dai A, Zhang H J, Sun H. Automatic modulation classification using stacked sparse auto-encoders[C]//Proceedings of the 2016 IEEE 13th International Conference on Signal Processing (ICSP). Piscataway: IEEE Press, 2016: 248-252.
- [79] Shah M H, Dang X Y. Robust approach for AMC in frequency selective fading scenarios using unsupervised sparse-autoencoder-based deep neural network[J]. IET Communications, 2019, 13(4): 423-432.
- [80] 李正权, 林媛, 李梦雅, 等. 基于判别式受限玻尔兹曼机的数字调制识别[J]. 通信学报, 2021, 42(2): 81-91.
- Li Z Q, Lin Y, Li M Y, et al. Digital modulation recognition based on discriminative restricted Boltzmann machine[J]. Journal on Communications, 2021, 42(2): 81-91.
- [81] 周东青, 王玉冰, 王星, 等. 基于深度限制玻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.
- Zhou D Q, Wang Y B, Wang X, 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.
- [82] 杨安锋. 基于深度学习的调制样式识别算法研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2018.
- Yang A F. Research on modulation style recognition algorithm based on deep learning[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2018.
- [83] 王华华, 张睿哲, 黄永洪. 基于生成式对抗网络和多模态注意力机制的扩频与常规调制信号识别方法[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(4): 1212-1221.
- Wang H H, Zhang R Z, Huang Y H. Spread spectrum and conventional modulation signal recognition method based on generative adversarial network and multi-modal attention mechanism[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(4): 1212-1221.
- [84] 郝云飞, 刘章孟, 郭福成, 等. 基于生成对抗网络的信号调制方式的开集识别[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(11): 2619-2624.
- Hao Y F, Liu Z M, Guo F C, et al. Open-set recognition of signal modulation based on generative adversarial networks[J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(11): 2619-2624.
- [85] Jajoo G, Kumar Y, Yadav S K. Blind signal PSK/QAM recognition using clustering analysis of constellation signature in flat fading channel[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(10): 1853-1856.
- [86] 杨发权, 李赞, 罗中良. 基于聚类与神经网络的无线通信联合调制识别新方法[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2015,



- 54(2): 24-29.
Yang F Q, Li Z, Luo Z L. A new specific combination method of wireless communication modulation recognition based on clustering and neural network[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni, 2015, 54(2): 24-29.
- [87] Tian J J, Pei Y Y, Huang Y D, et al. Modulation-constrained clustering approach to blind modulation classification for MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2018, 4(4): 894-907.
- [88] 李艳玲, 李兵兵, 殷昌义, 等. 基于粒子群和减法聚类提取分类特征的MQAM信号识别[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2011, 41(3): 435-439.
Li Y L, Li B B, Yin C Y, et al. Modulation classification of MQAM signals based on particle swarm optimization and subtractive clustering[J]. Journal of Northwest University (Natural Science Edition), 2011, 41(3): 435-439.
- [89] Ahmadi N, Berangi R. Symbol based modulation classification using combination of fuzzy clustering and hierarchical clustering[J]. Signal Processing of International Journal, 2010, 4(2): 123 - 137.
- [90] 高玉龙, 张中兆. 基于改进的自组织映射神经网络的调制方式识别分类器[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2006, 38(5): 143-147.
Gao Y L, Zhang Z Z. Classifier of modulation recognition based on modified self-organizing feature map neural network[J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2006, 38(5): 143-147.
- [91] Xu Y Q, Ge L D, Wang B. Digital modulation recognition method based on self-organizing map neural networks[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. Piscataway: IEEE Press, 2008: 1-4.
- [92] Zhou L, Cai Q, He F M, et al. MSOM based automatic modulation recognition and demodulation[C]//Proceedings of the 34th IEEE Sarnoff Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2011: 1-5.

[作者简介]



李泽润 (1994-), 男, 博士, 军事科学院军事智能研究院助理研究员, 主要研究方向为认知通信。

李保国 (1977-), 男, 博士, 国防科技大学电子科学学院副教授, 主要研究方向为通信对抗。

秦姍 (1990-), 女, 博士, 军事科学院军事智能研究院副研究员, 主要研究方向为软件无线电。

王璐璐 (1988-), 女, 博士, 军事科学院军事智能研究院副研究员, 主要研究方向为认知通信。

刘新群 (1990-), 男, 博士, 军事科学院军事智能研究院副研究员, 主要研究方向为认知通信。