

文章编号: 2095-4980(2023)06-0745-06

基于复数网络与注意力机制的信号调制识别

肖 飒¹, 马莫涵^{*2}, 艾佳俊², 胡华超¹, 王刻庸², 张文中²

(1.北京宇航系统工程研究所, 北京 100076; 2.哈尔滨工程大学 信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 通信信号调制识别作为管理、监测电磁频谱的重要手段, 具有重要的研究价值和应用前景。本文利用调制信号的频域信息, 提出一种基于复数神经网络的信号调制识别方法。首先将 I、Q 两路信号组合成复信号, 经过快速傅里叶变换(FFT)后把得到的实部和虚部组合起来作为输入网络的数据集。其次, 设计了一种复数神经网络结构, 并引入了注意力机制对网络结构进行改良。仿真结果表明, 本文提出的方法可以有效识别 9 种调制方式, 在信噪比为 6 dB 时, 平均正确识别率达到 96.33%。

关键词: 调制识别; 深度学习; 复数网络; 注意力机制

中图分类号: TN913.3

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2022231

Communication signal modulation recognition method based on complex network and attention mechanism

XIAO Sa¹, MA Mohan^{*2}, AI Jiajun², HU Huachao¹, WANG Keyong², ZHANG Wenzhong²

(1.Beijing Institute of Astronautics System Engineering, Beijing 100076, China;

2.College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin Heilongjiang 150001, China)

Abstract: As an important means of managing and monitoring the electromagnetic spectrum, communication signal modulation recognition shows important research value and application prospects. A signal modulation recognition method based on complex neural network is proposed by using the frequency domain information of modulated signals for modulation recognition. Firstly, the I and Q signals are combined into complex signals, and the real and imaginary parts obtained are combined as the data set of the input network after Fast Fourier Transform(FFT). Secondly, a complex neural network structure is designed, and an attention mechanism is introduced to improve the network structure. Finally, the simulation results show that the proposed method can effectively identify nine modulation modes, and the average correct recognition rate reaches 96.33% when the signal-to-noise ratio is 6 dB.

Keywords: modulation recognition; deep learning; complex network; attention mechanism

调制信号识别是通信领域中的一个重要研究方向。调制识别通常在信号检测和信号解调之间, 位于接收器前端, 接收方需在得知调制方式后进行解调才能得到信号携带的信息^[1]。在频谱资源的检测和管理中, 调制识别是一种重要的技术手段, 无论在军用还是民用领域中, 研究信号的调制识别都具有重要的意义。

目前调制识别的方法可分为 3 大类: 基于决策理论的似然比识别方法^[2]、基于特征提取的模式识别方法^[3]以及深度学习识别方法^[4-5]。随着集成电路技术的快速发展和计算机性能的不不断提升, 基于深度学习的调制识别方法逐渐转变为研究调制识别的主流方向。基于深度学习的调制识别方法可以分为直接识别方法和间接识别方法^[6]。间接识别方法相较于直接识别方法, 需对接受信号进行预处理, 将时域复基带信号进行预处理后, 把得到的其他变换形式如特征值、图像等输入到神经网络中进行训练。常见的预处理方法有时频图^[7]、星座图^[8]、高阶积累量^[9]、循环谱^[10]、熵^[11]等。

在图像领域中, 实数网络被广泛应用并取得很好的效果。但在音频和信号领域, 其特征大多是复数, 如频

收稿日期: 2022-11-22; 修回日期: 2023-03-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62001137)

*通信作者: 马莫涵 email:2019071316@hrbeu.edu.cn

谱等。复数数据包含幅度和相位，更丰富的信息量有助于对信号进行更准确的分类。复数网络相较于实数网络，能充分提取出复数数据中的实部和虚部，运用其全部信息。因此，在信号处理领域中，虽然目前的大部分研究都集中于实数卷积网络^[12-13]，但复数网络也引起了越来越多学者的关注和研究。

本文提出了一种基于深度学习的信号调制识别方法，采用复数网络作为整体架构，并结合注意力机制对网络进行优化。该算法能够识别 9 种信号调制方式，包括幅度调制(Amplitude Modulation, AM)、频率调制(Frequency Modulation, FM)、双边带(Double Side Band, DSB)调制、单边带(Single Sideband, SSB)调制、振幅键控(Amplitude Shift Keying, 2ASK)、移频键控(Frequency-Shift Keying, 2FSK)、二进制相移键控(Binary Phase Shift Keying, BPSK)、正交相移键控(Quadrature Phase Shift Keying, QPSK)和正交振幅调制(Quadrature Amplitude Modulation, 16QAM)，并且在信噪比为 6 dB 时，信号分类准确率可达到 96.33%。

1 数据集和网络结构设计

1.1 数据集制作

本文采用自制数据集，利用 Matlab 仿真调制识别信号。仿真信号的采样频率为 1 MHz，采样点数为 2 048，码元信号由 Matlab 随机生成，长度为 120，且发射的“0”、“1”概率相等。生成的数据集信噪比为 6 dB 和 2 dB，每种调制方式在每个信噪比下的样本数为 1 000，共 18 000 个样本。将数据集按照 7:2:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集，因此，训练集有 12 600 个样本，验证集有 3 600 个样本，测试集有 1 800 个样本。原始数据集包括 9 种调制方式(AM、FM、DSB、SSB、2ASK、2FSK、BPSK、16QAM、QPSK)的 I、Q 两路时域信号，大小为 2 048×2，将其组合成复信号后，经过 FFT 变换，把得到的实部和虚部数据组合，制成输入网络的数据集，大小仍是 2 048×2，信号处理过程如图 1 所示。

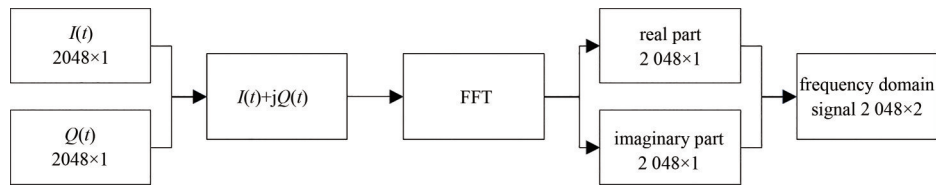


Fig.1 Process of preprocessing a modulated signal to obtain a frequency domain signal

图 1 调制信号预处理得到频域信号的过程

1.2 复数网络原理

从信号处理角度看，复数数据相较于实数数据携带了更多的信息，具有更强的表达能力。复数神经网络在信号处理中的应用越来越多，其输入数据在复数域中拥有自然解释。Clarke 在文献[14]中首先正式描述了复数神经网络；之后，复数神经网络经过一些研究者提出的梯度下降的反向传播算法改良后，成功应用于多种有关复数数据分析与处理的任务中^[15-16]。Chiheb 在文献[17]中按照复数计算的定义，设计了深度复数网络，将深度学习中的实数卷积替换成复数卷积，实现复数神经网络的复数批归一化和权重初始化策略，并将其应用于计算机视觉任务和音频任务，具有很好的性能。

复数卷积过程相较于实数卷积，保留了实部与虚部间的特征关系，其卷积核能将数据的实部和虚部联合起来。卷积网络中复数输入数据的形式为 $h = x + iy$ ，复数卷积核表示为 $W = A + iB$ ，复数卷积过程如式(1)所示。

$$W * h = (A * x - B * y) + i(B * x + A * y) \quad (1)$$

用矩阵形式表示为：

$$\begin{bmatrix} R(W * h) \\ I(W * h) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & -B \\ B & A \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2)$$

在复数运算的全连接层中，其权重 W 与数据 h 间的运算过程为：

$$Wh = (Ax - By) + i(Bx + Ay) \quad (3)$$

用矩阵形式表示为：

$$\begin{bmatrix} R(Wh) \\ I(Wh) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & -B \\ B & A \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (4)$$

1.3 注意力机制原理

文献[18]提出了一种基于多特征信息结合的调制识别算法，其神经网络模型结合了深度可分离卷积块与双向长短期记忆网络，并引入了注意力机制，取得了很好的识别率。其中所用的通道注意力机制为压缩和激励网络(Squeeze-and-Excitation Networks, SE-Net)，有 2 个全连接层(Fully Connected Layer, FC)。在 SE-Net 中输入特征经过全局平均池化层来进行特征压缩，将每个二维的特征通道变成一个数，并且输出的维度和输入的特征通道数相匹配，经过 2 层全连接层和激活函数，再通过 Sigmoid 非线性激活后，输出每一通道的权重，将归一化权重和原输入特征逐通道相乘，得到加权后的特征图。2 层 FC 相较于 1 层 FC，具有更多的非线性，可以更好地拟合通道之间关系，有效降低维度。文献[19]的作者提出了高效通道注意力网络(Efficient Channel Attention Networks, ECA-Net)作为 SE-Net 的改进，并指出 SE-Net 中的降维会给通道注意力机制带来副作用，不利于捕获通道之间的依赖关系。ECA-Net 使用了一种局部的跨通道交互策略，利用一维卷积即可实现。ECA-Net 在全局平均池化层之后，去除了全连接层，使用一维卷积层，避免了维度缩减，有效拟合通道之间关系。ECA 模块只涉及 k 个参数就能达到很好的效果($k \leq 9$)。ECA-Net 的结构如图 2 所示。

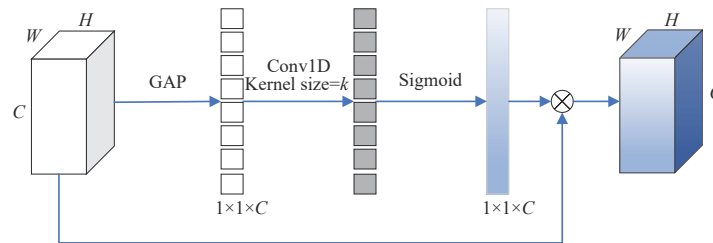


Fig.2 Structure of ECA-Net
图2 ECA-Net 的结构

图中卷积核的大小 k 通过函数来自适应确定。根据输入特征的通道数 C ，卷积核大小 k 的自适应见式(5)：

$$k = \left\lfloor \frac{\log_2 C}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}} \quad (5)$$

式中： odd 为奇数；式(5)由 C 与 k 之间的非线性映射 $C = \phi(k) = 2^{a(k-b)}$ 推导而来， γ 和 b 为自定义参数，在 $\gamma * k - b$ 中分别代表斜率和截距，令 $\gamma = 2$ ， $b = 1$ 。

1.4 网络架构

本文构建了复数卷积神经网络(Complex-Valued Convolutional Neural Networks, CVCNN)并引入注意力机制，设计了 Attention-CVCNN 网络结构，如图 3 所示。

将原始数据集中大小为 2048×2 的 I、Q 两路时域信号组合成复信号后，经过 FFT 变换，把得到的实部和虚部数据组合(大小为 2048×2)作为网络的输入。Attention-CVCNN 网络包括 6 个复数卷积池化模块和 3 个通道注意力机制模块。

每个复数卷积池化模块由 4 层组成，其结构如图 4 所示。首先是复数卷积层(ComplexConv1D)，数据经过复数卷积操作后，能充分提取出实部和虚部间的耦合特征，实现跨通道的交互与信息整合，并控制通道数量。然后再通过复数批归一化(Complex Batch Normalization)，提升训练速度的同时重新调整数据分布，缓解分布偏移的影响。利用 ReLU 激活函数层增加神经网络的非线性拟合能力。再通过平均池化层进行下采样，减小计算量。

根据文献[20]，为了提取数据的整体特征选用大尺寸卷积核作为第一个卷积层。文献[21]说明选取小尺寸卷积核和步长 1 的卷积层有更好的性能，所以采用尺寸为 3 的卷积核和 1 步长进行卷积。文献[22]指出，使用大尺寸卷积核与小尺寸卷积核进行卷积层组合，可以增强尺度上对数据特征的适应性。

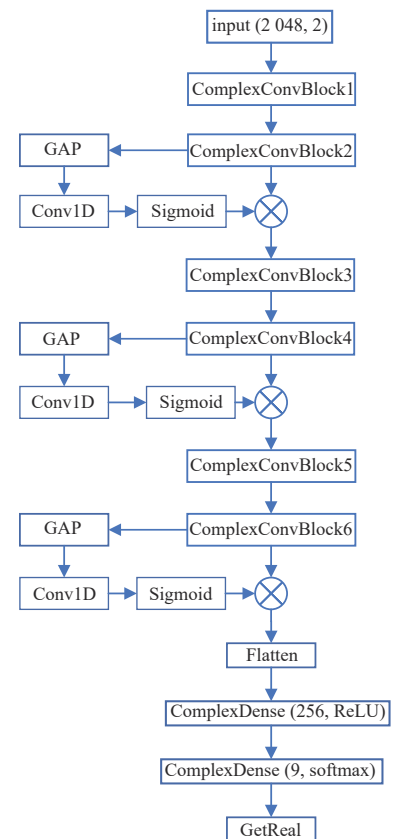


Fig.3 Network structure
图3 网络结构

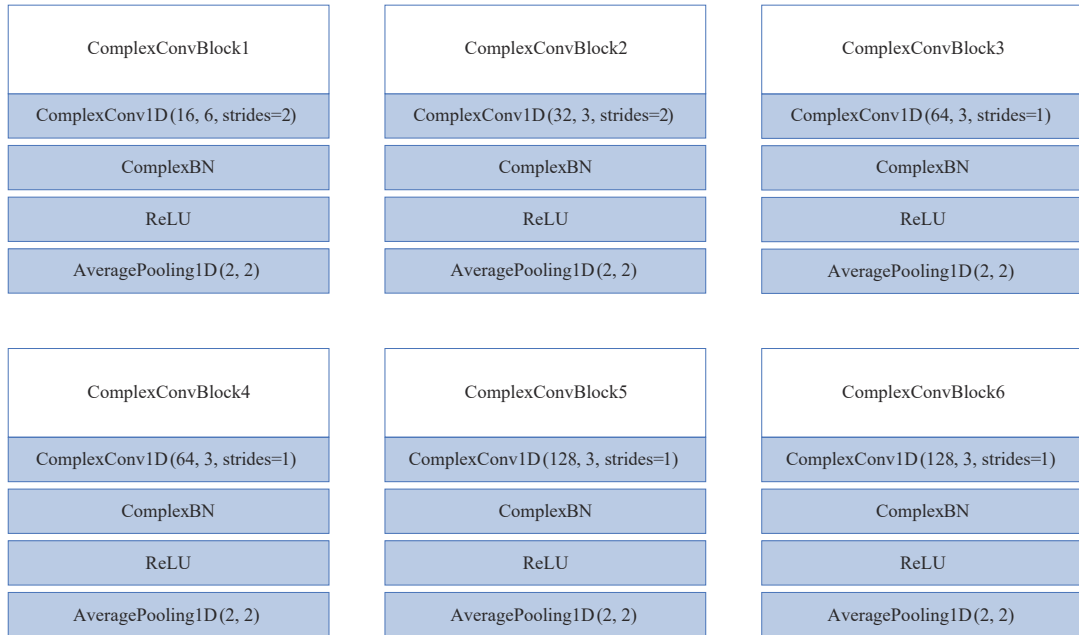


Fig.4 Structure and parameter design of complex convolutional pooling modules
图4 复数卷积池化模块结构和参数设计

通道注意力机制模块采用ECA-Net的思想，用一维卷积代替全连接层。输入的数据与得到的通道权值相乘，输出加权后的特征数据，再将其送入下一个复数卷积池化模块，实现了通道注意力机制与复数神经网络的结合。

输入数据经过 Attention-CVCNN 网络得到的特征向量展平后，通过 2 个复数全连接层，1 个激活函数为 ReLU，另 1 个激活函数为 Softmax，最后通过 GetReal 层得到调制信号的预测概率分布。

2 仿真结果分析

2.1 实验设置

实验采用的训练设备配置为 Intel(R) Core(TM) i5-10210U CPU@1.60 GHz。神经网络框架选择 Keras，以 tensorflow-CPU 版本为后端。训练神经网络的超参数设置为：batchsize 为 500，网络训练次数 epoch 为 50，学习率设置为 0.001。网络训练参数优化器选用 Adam，以 7:2:1 的比例划分数据集为训练集、验证集和测试集。

2.2 结果对比分析

1) 识别性能

本次实验将文献[13]的网络模型与本文提出的 CVCNN 网络以及 Attention-CVCNN 网络进行对比试验，文献[13]的输入数据为调制信号的 IQ 分量，采用实数卷积神经网络对二维样本进行学习。实验选取分类准确率与混淆矩阵以及计算量、参数量作为识别性能评估标准，得到的准确率如表 1 所示，得到的运算量、参数量的对比如表 2 所示，混淆矩阵如图 5 所示。

表 1 不同网络的识别准确率

CNN model SNR	2 dB	6 dB
CNN used in reference[13]	0.862 2	0.903 3
CVCNN	0.927 7	0.947 7
Attention-CVCNN	0.951 1	0.963 3

表 2 不同网络的参数量与计算量的对比

CNN model	params	FLOPs
CNN used in reference[13]	2.3×10^5	4.6×10^5
CVCNN	7.2×10^5	3.8×10^5
Attention-CVCNN	7.2×10^5	3.8×10^5

由表 1 中的结果对比分析可知：Attention-CVCNN 的准确率在信噪比为 2 dB 的情况下比 CVCNN 的准确率高 2.34%，比文献[13]的 CNN 模型准确率高 8.89%；在信噪比为 6 dB 的情况下比 CVCNN 的准确率高 1.56%，比文献[13]的 CNN 模型准确率高 6%，说明复数卷积神经网络在调制信号识别上具备优势，添加的注意力机制算法对网络分类效果有优化，并且 Attention-CVCNN 的抗噪声效果较 CVCNN 更好。从表 2 的结果对比分析可知，Attention-CVCNN 和 CVCNN 的计算量和参数量几乎相同，虽然 Attention-CVCNN 和 CVCNN 的参数量大于文献[13]的 CNN 模型的参数量，但计算量较小，这是因为文献[13]的 CNN 模型采用了二维卷积。

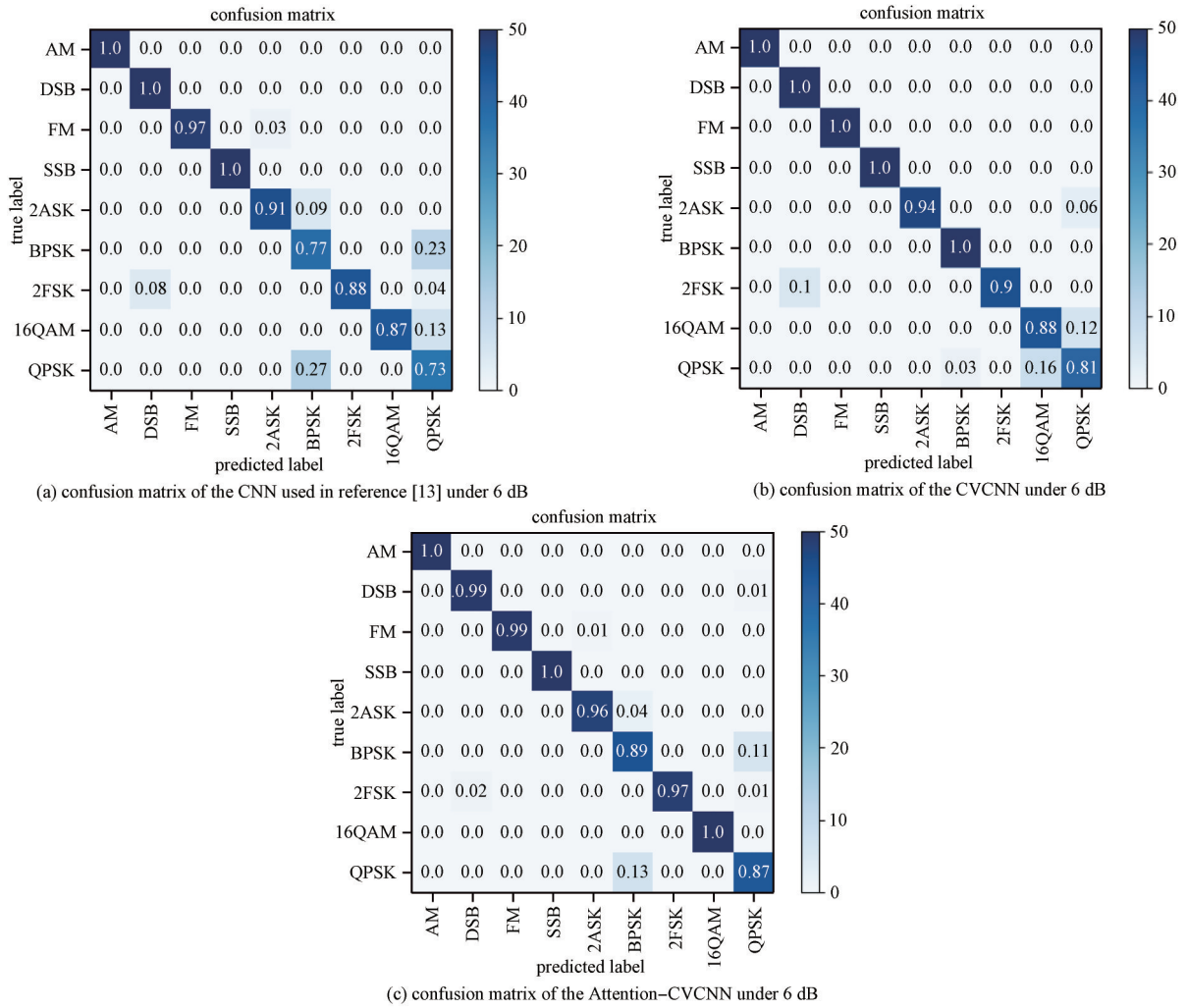


Fig.5 Confusion matrix of different network models under 6 dB

图 5 不同网络模型在 6 dB 下的混淆矩阵

2) 收敛过程

本文对比了 CVCNN 与 Attention-CVCNN 的训练过程，其精确度收敛速度如图 6 所示。可以看出 Attention-CVCNN 收敛速度优于 CVCNN。

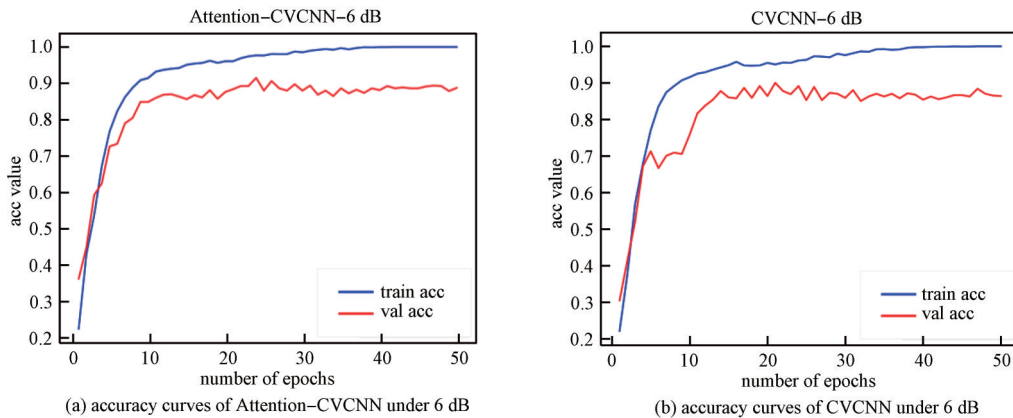


Fig.6 Accuracy curves of different network models under the same SNR

图 6 不同网络模型在相同信噪比下的准确率曲线

3 结论

本文提出了一种基于复数神经网络的通信信号调制识别算法,详细描述了网络结构设计与算法原理;对数据进行适应网络的预处理,采用经过FFT处理的IQ两路数据,将实部和虚部作为网络的输入数据;并引入了注意力机制,进一步提取数据的内部特征。通过实验证明,本文提出的Attention-CVCNN在信噪比6 dB时准确率可达96.33%,识别准确率高,训练收敛速度快,验证了本文算法的有效性。在未来的工作中,将考虑如何在低信噪比下提高调制识别准确率,进一步优化算法。

参考文献:

- [1] 曾创展,贾鑫,朱卫纲. 通信信号调制方式识别方法综述[J]. 通信技术, 2015,48(3):252-257. (ZENG Chuangzhan, JIA Xin, ZHU Weigang. Modulation classification of communication signals[J]. Communications Technology, 2015,48(3):252-257.)
- [2] 冯晓东,曾军. 基于决策论的数字调制信号识别方法[J]. 电子科技, 2015,28(4):124-127. (FENG Xiaodong, ZENG Jun. A method for digital modulation recognition based on decision theory[J]. Electronic Science and Technology, 2015,28(4):124-127.)
- [3] 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.
- [4] 焦翔,魏祥麟,薛羽,等. 基于深度学习的自动调制识别研究[J]. 计算机科学, 2022,49(5):266-278. (JIAO Xiang, WEI Xianglin, XUE Yu, et al. Automatic modulation recognition based on deep learning[J]. Computer Science, 2022,49(5):266-278.)
- [5] HUYNH-THE T, HUA C H, PHAM Q V, et al. MCNet: an efficient CNN architecture for robust automatic modulation classification[J]. IEEE Communications Letters, 2020,24(4):811-815.
- [6] 林冲,闫文君,张立民,等. 通信信号调制识别综述[J]. 中国电子科学研究院学报, 2021,16(11):1074-1085. (LIN Chong, YAN Wenjun, ZHANG Limin, et al. An overview of communication signals modulation recognition[J]. Journal of CAEIT, 2021,16(11):1074-1085.)
- [7] 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 Hongguang, GUO Ying, SUI Ping, 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.)
- [8] 张思成,林云,涂涯,等. 基于轻量级深度神经网络的电磁信号调制识别技术[J]. 通信学报, 2020,41(11):12-21. (ZHANG Sicheng, LIN Yun, TU Ya, et al. Electromagnetic signal modulation recognition technology based on lightweight deep neural network[J]. Journal on Communications, 2020,41(11):12-21.)
- [9] 袁莉芬,宁曙光,何怡刚,等. 基于高阶累积量特征学习的调制识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2019,41(9):2122-2131. (YUAN Lifen, NING Shuguang, HE Yigang, et al. Modulation recognition method based on high-order cumulant feature learning[J]. Systems Engineering and Electronics, 2019,41(9):2122-2131.)
- [10] 葛战,伍警,李兵,等. 基于循环谱和深度神经网络的调制识别算法[J]. 无线电工程, 2022,52(10):1718-1725. (GE Zhan, WU Jing, LI Bing, et al. Modulation recognition based on cyclic spectrum and deep neural network[J]. Radio Engineering, 2022,52(10):1718-1725.)
- [11] 李晨,杨俊安,刘辉. 基于信息熵和GA-ELM的调制识别算法[J]. 系统工程与电子技术, 2020,42(1):223-229. (LI Chen, YANG Jun'an, LIU Hui. Modulation recognition algorithm based on information entropy and GA-ELM[J]. Systems Engineering and Electronics, 2020,42(1):223-229.)
- [12] NJOKU J N, MOROCHO-CAYAMCELA M E, LIM W. CGDNet: efficient hybrid deep learning model for robust automatic modulation recognition[J]. IEEE Networking Letters, 2021,3(2):47-51.
- [13] 邵敏兰,周鸿渐,张浩然. 基于卷积神经网络的调制信号识别算法[J]. 实验室研究与探索, 2021,40(8):28-31,41. (SHAO Minlan, ZHOU Hongjian, ZHANG Haoran. Modulation signal recognition algorithm based on convolutional neural network[J]. Research and Exploration in Laboratory, 2021,40(8):28-31,41.)
- [14] CLARKE T L. Generalization of neural networks to the complex plane[C]// 1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks. San Diego, CA, USA: IEEE, 1990:435-440.
- [15] OZBAY Y. A new approach to detection of ECG arrhythmias: complex discrete wavelet transform based complex valued artificial neural network[J]. Journal of Medical Systems, 2009,33(6):435-445.