

基于多端 CNN 的通信信号自动调制识别研究

艾散·帕合提, 吾斯曼·玉山

(新疆工程学院 信息工程学院, 乌鲁木齐 830023)

摘要: 为有效解决通信信号自动调制识别的调制类型识别率低和调制强度识别误差高的问题, 研究了基于多端 CNN 的通信信号自动调制识别方法; 根据不同类型调制方法的作用原理, 设置通信信号调制识别标准; 考虑通信信号的传输过程, 构建通信信号模型, 利用带通采样工具采集初始通信信号, 通过小波消噪、归一化等步骤, 完成初始信号的预处理; 利用多端 CNN 算法构建通信信号识别器, 提取幅值、相位、频率等通信信号特征参数, 通过特征匹配得出信号调制类型与强度的识别结果, 实现通信信号自动调制识别; 通过与传统识别方法的对比得出结论: 综合考虑有、无干扰两种类型的通信信号, 优化设计识别方法的调制类型识别率提高了 3.8%, 调制强度识别误差降低了约 0.013。

关键词: 多端 CNN; 通信信号; 信号调制; 自动识别

Research on Automatic Modulation Recognition of Communication Signals Based on Multi terminal CNN

AISAN Paheti, WUSIMAN Yushan

(Department of Information Engineering, Xinjiang Institute of Engineering, Urumqi 830023, China)

Abstract: In order to effectively solve the problems of low recognition rate of modulation type and high recognition error of modulation intensity in automatic modulation recognition of communication signals, an automatic modulation recognition method of communication signals based on multi terminal CNN was studied. According to the principle of different types of modulation methods, the communication signal modulation identification standard is set. Considering the transmission process of the communication signal, the communication signal model is constructed, and the initial communication signal is collected by using the bandpass sampling tool. The preprocessing of the initial signal is completed through wavelet denoising, normalization and other steps. The multi terminal CNN algorithm is used to build a communication signal recognizer, extract the amplitude, phase, frequency and other communication signal characteristic parameters, and obtain the recognition results of signal modulation type and intensity through feature matching, realize automatic modulation recognition of communication signals. By comparing with the traditional recognition methods, it is concluded that the recognition rate of modulation type is improved by 3.8% and the recognition error of modulation intensity is reduced by 0.013 by considering the two types of communication signals with and without interference.

Keywords: multi terminal CNN; communication signal; signal modulation; automatic identification

0 引言

通信信号指的是用于信息传递的信号, 可以分为模拟通信信号和数字通信信号两种类型。在通信系统中, 发送端接收到的原始电信号往往是频谱成分较低的, 因此不适合在信道上直接传送^[1]。因此, 一般需要将原始信号转换为频率范围适合于通道传送的高频信号, 即调制处理通信信号。信号调制是将一种波形的性质改变成其他波形或信号的处理方法, 可以说调制是通信信号传输必须经历的流程。为了能够在不知道接收信号调制类型的情况下, 确定通信信号的调制类型, 提出通信信号调制识别方法, 该方法在民用和军事通信领域实际应用中发挥着重要作用。

目前发展较为成熟的通信信号自动调制识别方法包括:

基于多端特征融合模型的 MIMO-OFDM 系统盲调制识别^[2]、基于 GRU-CNN 并联神经网络的自动调制识别^[3]、卷积神经网络卫星信号自动调制识别算法^[4]。然而上述现有调制识别方法在实际运行过程中存在明显的识别误差高的问题, 为此引入多端 CNN 算法, 提高识别精度, 通过验证, 其有效降低了调制识别误差 3.8%。多端 CNN 算法是多端卷积神经网络算法, 其是具有表征学习能力, 能够将其阶层结构平移不变分类输入信息。将多端 CNN 算法应用到通信信号自动调制识别工作中, 设计一种新的识别方法。该方法考虑通信信号调制识别标准影响识别效果, 分析了通信信号的调制识别原理, 以此为基础, 设置通信信号调制识别标准, 然后构建通信信号模型, 利用带通采样工具

收稿日期: 2023-01-05; 修回日期: 2023-03-28。

作者简介: 艾散·帕合提(1982-), 男, 新疆乌鲁木齐人, 硕士研究生, 讲师, 主要从事通信技术方向的研究。

引用格式: 艾散·帕合提, 吾斯曼·玉山. 基于多端 CNN 的通信信号自动调制识别研究[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(8): 245-250, 286.

采集初始通信信号，由于采集的初始通信信号存在一定的噪声，导致通信信号不准确，也会影响后续识别，因此，引入小波消噪、归一化等步骤，完成初始信号的预处理，在完成预处理后，引入多端 CNN 算法，构建通信信号识别器，提取幅值、相位、频率等通信信号特征参数，通过特征匹配得出信号调制类型与强度的识别结果，实现通信信号自动调制识别方法设计。该方法有效提高了通信信号的调制识别精度，降低了识别误差。

1 通信信号自动调制识别方法设计

通信信号的调制识别原理是：根据不同调制模式下输出通信信号特征，设置信号调制识别标准。采集与分析传输环境中实时通信信号，得出当前通信信号特征，通过提取特征的匹配，得出通信信号调制类型、调制强度的识别结果。此次优化设计方法利用多端 CNN 算法构建调制识别器，为信号的识别工作提供技术支持。

1.1 设置通信信号调制识别标准

通信信号的调制方式包括振幅键控调制、频移键控调制、相移键控调制以及正交幅度调制等多种类型。振幅键控调制模式作用下，通信信号可以量化表示为：

$$g_{\text{MASK}}(t) = \left[\sum_n A_{\text{MASK}} \varphi(t - n\tau_s) \right] \cdot \cos(2\pi f_c t) \quad (1)$$

式中， A_{MASK} 为通信信号的振幅键控调制幅值， $\varphi(t)$ 为单个矩形脉冲， τ_s 为码元间隔， $\varphi(t)$ 宽度与 τ_s 取值相等， f_c 为通信信号的频率值^[5]。频移键控调制的工作原理是通过模拟调频电路和键控法来产生，具体的调制原理如图 1 所示。

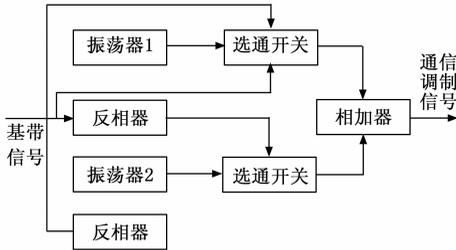


图 1 频移键控信号调制原理图

利用图 1 表示的调制方式，得出的通信信号调整结果可以表示为：

$$g_{\text{MFSK}}(t) = \sum_n A_{\text{MFSK}} \varphi(t - n\tau_s) \cos(2\pi f_i t + 2\pi f_c t) \quad (2)$$

其中： f_i 表示的是调制频率， A_{MFSK} 为频移键控通信信号幅值。另外相移键控调制以及正交幅度调制模式下得出通信信号的函数表达式如下：

$$\begin{cases} g_{\text{MPSK}}(t) = \sum \varphi(t - n\tau_s) \cos(f_c t + \varphi_n) \\ g_{\text{MQAM}}(t) = \sum A_{\text{MQAM}} \varphi(t - n\tau_s) \cdot \cos(2\pi f_c t + \varphi_n) \end{cases} \quad (3)$$

其中： A_{MQAM} 为正交幅度调制幅值， φ_n 为通信信号载波在 t 时刻的相位。根据不同调制方式确定通信信号特征，以此作为通信信号调制识别的参考标准。

1.2 构建通信信号模型

通信信号由发送端发出经通信信道传输至接收端，发出的信源信号经过编码调制而成，最终接收端得出的通信信号通用模型可以表示为：

$$g(t) = \kappa_y e^{j(2\pi\Delta f_0 t + \Delta\varphi(t))} \int L(\tau - t) q(t - \tau + \epsilon) dt + J(t) \quad (4)$$

式中， κ_y 为接收通信信号的影响因子， $\Delta f_0 t$ 和 $\Delta\varphi(t)$ 分别为信号的频率偏移和相位偏移量， $L(t)$ 、 $q(t)$ 和 $J(t)$ 分别为通信信号滤波器、信道响应函数和加性噪声， ϵ 为同步时间差^[6]。由此得出通信信号模型的构建结果。

1.3 初始通信信号的自动采集与预处理

利用带通采样工具采集通信系统中的实时通信信号，带通采样原理是在固定的频率范围内将时间连续的信号根据其信号带宽，按照一定的采样频率采集通信信号，通信信号的采样宽度和频率分别为：

$$\begin{cases} B = f_{\text{upper}} - f_{\text{lower}} \\ f_{\text{sampling}} = \frac{2(f_{\text{lower}} + f_{\text{upper}})}{2N_{\text{sampling}} + 1} \end{cases} \quad (5)$$

式中， f_{upper} 和 f_{lower} 分别表示通信信号频率采集范围的上限截止频率、下限截止频率， N_{sampling} 为采样通信信号数量。以采样频率 f_{sampling} 采样通信信号，得到离散时序信号的频谱，其频谱是以取样频率为周期的延拓。为了在不失真的情况下重构出原始信号，需要选取适当的延拓周期，以保证不会与延拓成分发生混淆。以自动采集的初始通信信号为研究对象，以保证通信信号的调制识别质量为目的，需要预处理初始信息。初始通信信号的预处理主要包括两个环节，分别为小波消噪和信号归一化^[7]。其中小波消噪可以分为 3 个步骤，首先利用公式 (6) 对采样通信信号进行小波变换。

$$g_{\text{Noise}} = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \int g(t) \chi\left(\frac{t-\beta}{\alpha}\right) dt \quad (6)$$

式中， α 和 β 分别为尺度系数和时间平移系数， $\chi(t)$ 为基本小波。通信信号的归一化处理过程可以量化表示为：

$$x_{\text{normalization}} = \frac{x(t) - \min(x(t))}{\max(x(t)) - \min(x(t))} \quad (7)$$

其中： $\min()$ 和 $\max()$ 分别为最小值和最大值的求解函数^[8]。按照上述流程完成通信信号的自动采集与预处理工作。

1.4 利用多端 CNN 算法构建通信信号识别器

多端 CNN 算法输出的数据具有局部性和平移不变形特点，复合通信信号调制识别的基本假设，可利用多端 CNN 算法构建通信信号的调制识别器。多端 CNN 算法将局部感知、权值共享、池化降采、非线性映射相结合，对多端 CNN 进行分层抽取，并将其抽象为后续的工程应用^[9]。构建的多端卷积神经网络结构如图 2 所示。

卷积神经网络的建立主要考虑卷积层的尺寸、卷积层数目和卷积层中的卷积核数目、大小、步长、池化层数目、每一池化层中的池化窗大小和步长，以及针对特定任务所

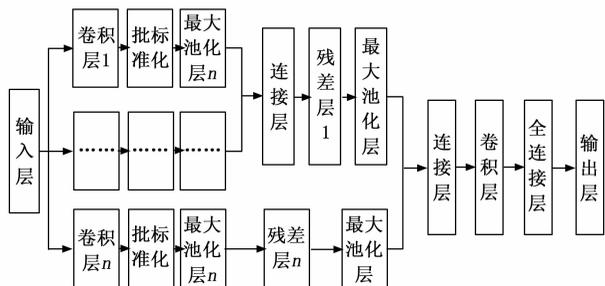


图 2 多端卷积神经网络结构图

需的全连接层数和每一层神经元数目。卷积神经网络的每个层次都是一个二维的平面, 叫做卷积层。在此基础上, 利用加权分享的方法, 减小了网络的参数规模^[10]。因为最初的输入资料是 1 024 个通讯讯号取样数据点, 而输出则是待辨识的讯号调制方式, 故输入为 1 024, 输出为 7。而且, 在接近于输入端的卷积层中, 卷积核的数量和大小应当比离输出较近的卷积层要大; 通常, 卷积核的大小可以设定为卷积核大小的二分之一。池化运算会在多个卷积运算后进行, 而且池化窗和步长都不能太大, 预设值是 2。为了确定中间的卷积层和池化层的参数, 需要进行试验, 比较不同结构参数设定的卷积神经网络的识别准确率, 以获得适合的网络结构^[11]。多端卷积神经网络通过卷积、池化、全连接等步骤完成识别功能, 其中卷积运算原理如图 3 所示。

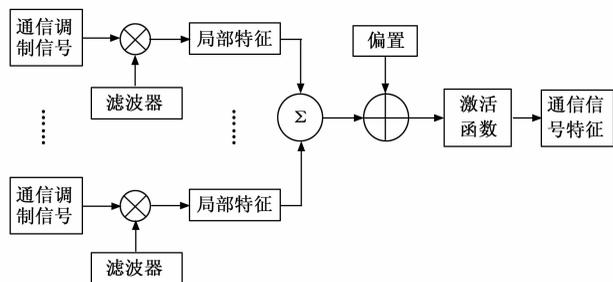


图 3 多端 CNN 中卷积运算原理图

卷积运算是基于全连结网络的卷积神经网络, 它最大程度地改善了相似网状资料的局部性和平移不变特性。其次, 在卷积核中引入加权分享机制, 也就是在卷积核中, 由后一层的神经元分享加权^[12]。在此基础上, 引入了卷积运算, 使要学习的参数数目大为减少, 并能有效地降低过拟合的危险。多端卷积神经网络中卷积运算过程可以表示为:

$$y_{\text{convolution}} = f_{\text{convolution}} \left(\sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} \bar{\omega}_{\text{convolution}} x(t) + b_{\text{convolution}} \right) \quad (8)$$

式中, K 和 L 分别为卷积神经网络的长度和宽度, $b_{\text{convolution}}$ 为卷积核对应的偏置量, 另外 $f_{\text{convolution}}$ 表示的是多端 CNN 的激活函数, 其函数表达式为:

$$f_{\text{convolution}} = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (9)$$

将公式 (9) 表示的激活函数代入到公式 (8) 中, 即

可完成多端 CNN 中的卷积运算工作^[13]。其次, 执行池化运算, 进一步缩小了网络规模, 减少了参数集, 而池化层的主要功能是在卷积层特征的基础上, 再次提取输入的数据。在多层 CNN 上, 全连接层就是隐藏层的一部分^[14]。每个神经元节点之间的传递是由两个神经元之间的连接线的权值传递, 然后经过加权合并, 就可以获得后面的神经元节点。池化层与全连接层的运行原理如下:

$$\begin{cases} y^{\text{Pooling}} = \max(x(t)) \\ y^{\text{full}} = f_{\text{full}} \left(\sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} \bar{\omega}_{\text{full}} x(t) + b_{\text{full}} \right) \end{cases} \quad (10)$$

从式 (5) 中可以看出, 多端 CNN 算法的池化层使用最大池化的方式, $f_{\text{full}}()$ 、 $\bar{\omega}_{\text{full}}$ 和 b_{full} 分别表示全连接层的激活函数、权重和偏置量。经过卷积、池化和全连接层进行运算, 并通过输出层输出结果, 完成多端 CNN 算法的前向传播。在算法前向传播中, 每次迭代时, 需要比较网络正向传输的结果和真正的标记值, 并将其称为损耗函数^[15]。每一次迭代完成后, 需要在梯度最小的方向上进行逆向传输, 并校正前向扩散计算公式中的权值, 从而引导下一步的训练。损耗函数是用来测量预测输出与实际标记之间的差别, 而网络训练的目标是使损失函数最小, 其函数表达式如下:

$$s = \frac{1}{M} \left[\sum I\{y^{(i)} = j\} \log \frac{e^{x^{(i)}}}{\sum_{l=1}^L e^l} \right] \quad (11)$$

其中: $\{y^{(i)} = j\}$ 表示多端 CNN 中第 i 层的输出值, M 为多端 CNN 中的层级数量。在实际的通信信道识别过程中, 除前向传播外还要执行反向传播指令, 具体过程就是将误差返回到上层, 由上层的各神经元根据反馈的错误修正权重^[16]。反向传播原理可以量化表示为:

$$\begin{cases} \epsilon_{\text{CNN}} = \frac{1}{2} \sum (\chi_k - y_k)^2 \\ \bar{\omega}_{\text{new}} = \bar{\omega}_0 \pm \epsilon_{\text{CNN}} \end{cases} \quad (12)$$

其中: χ_k 和 y_k 分别为 k 层的标签和输出, ω_0 为初始权重, 计算结果 ϵ_{CNN} 和 $\bar{\omega}_{\text{new}}$ 分别为传播误差和权重更新结果^[17]。在构建的多端 CNN 通信信号识别器中设置终止条件, 当多端 CNN 算法的运行参数满足设置的终止条件时, 输出的结果即为通信信号的识别结果, 由此为信号调制的自动识别工作提供支持。

1.5 提取通信信号特征参数

利用构建的多端 CNN 通信信号识别器, 提取幅度、相位、载波频率等特征参数。其中幅值是通信信号在一段时间内瞬间发生的最大绝对值, 其是从峰值到峰值的二分之一; 相位是描述信号波形变化的度量。假设初始采集并预处理完成通信信号的解析结果为:

$$x_{\text{analysis}} = x(t) + \kappa z(t) \quad (13)$$

其中: κ 为解析强度系数, $z(t)$ 为初始通信调制信号的希尔伯特变换结果^[18]。以公式 (12) 表示的通信信号为处理对象, 利用公式 (14) 得出信号幅度、相位以及载波频率特征的提取结果。

$$\left\{ \begin{aligned} \lambda_A &= \sqrt{x^2(t) + z^2(t)} \\ \lambda_\varphi &= \begin{cases} \arctan\left[\frac{z}{x}\right], x(t) \geq 0, z(t) > 0 \\ 2\pi - \arctan\left[\frac{z}{x}\right], x(t) \geq 0, z(t) < 0 \\ \pi - \arctan\left[\frac{z}{x}\right], x(t) < 0, z(t) > 0 \\ \pi + \arctan\left[\frac{z}{x}\right], x(t) < 0, z(t) < 0 \end{cases} \\ \lambda_f &= \frac{\sum_{k=0}^{N_c/2-1} k |P(k)|^2}{\sum_{k=0}^{N_c/2-1} |P(k)|^2} \end{aligned} \right. \quad (14)$$

其中：变量 $P(k)$ 为第 k 个通信信号的频谱， N_c 为信号的傅里叶变换的采样点数。另外，为了保证通信信号调制识别质量，尽量增加信号特征的提取数量，因此除上述特征外，设置了信号频谱密度作为提取特征，该特征的提取结果如下：

$$\lambda_p = \frac{\max |FFT[\lambda_A]|^2}{N_c} \quad (15)$$

式 (15) 中， $FFT[]$ 为傅里叶变换函数。信号频谱密度特征的提取结果反映了信号在幅度的变化程度，区分恒定包络调制信号和非恒定包络调制信号^[19]。最终采用加权融合的方式融合处理通信调制信号的所有特征，得出的信号融合特征标记为 λ_{con} 。

1.6 实现通信信号自动调制识别

在通信系统中，存在着一定频率或随机离散频率的干扰源，从而产生频率抖动或码错，从而提高通讯的误码率，严重时会导致信息误差。深度学习算法在提取通信信号的隐含特征后，找出并消除干扰的频次，从而达到恢复信息的目的。在保证通信信号质量的情况下，利用构建的多端 CNN 识别器，得出包含信号调制类别、调制强度等内容的识别结果^[20]。采用特征匹配的方式确定当前通信信号的调制类型，特征匹配过程如下：

$$\sigma = \sqrt{(\lambda_{con}^2 - \lambda_{standard}^2(i))} \quad (16)$$

其中： $\lambda_{standard}(i)$ 为设置的 i 类调制信号的标准特征，将特征提取与融合结果代入公式 (16)，可得出特征匹配的度量结果。若计算得出特征匹配值低于阈值 σ_0 ，则证明当前通信信号的调整类型为 $\lambda_{standard}(i)$ 对应的调制方式，否则需要进行下一类型的度量，直至得出调制类型识别结果为止。若出现多个特征匹配值高于阈值的情况，则选择匹配最大值作为识别结果。根据调制类型的识别结果，结合该类型信号调制的作用原理，得出调制强度的识别结果。

2 实验分析

通过性能测试实现实验分析，测试过程是通过自动化测试工具模拟通信信号调制识别方法运行的多种运行条件，测试其识别性能指标。根据优化设计方法的运行内容，在考虑多种通信工况的情况下，针对优化设计方法的调制识

别性能进行测试，并通过与传统方法的对比，体现出优化设计方法在识别性能方面的优势。

2.1 通信信道背景

实验分别选择智能小区、智能工厂以及智能城市的通信系统作为研究背景，通信系统均由一个服务器和多个通信终端组成，通信终端可以作为发送端，也可以作为接收端，由此形成多个通信信道，为通信信号的产生提供基础。针对不同背景对通信系统的要求，确定通信网络各信道带宽、长度以及传输速率，3 个通信网络的信道带宽分别为 40 bps、80 bps 和 150 bps，通信长度分别为 10 km、30 km 和 100 km，而传输速率分别为 1 220 b/s、1 550 b/s 和 1 880 b/s。为保证实验的可操作性，需要确保选择的通信信道环境始终处于正常运行状态，因此选择 SPX 协议作为通信系统的传输协议。忽略通信系统的内部干扰，设置初始运行的通信信道为无干扰信道，在此基础上在通信系统中加设一个干扰器，设置干扰强度为 5 dB，形成有干扰通信环境，由此实现通信信道的选择与调配。

2.2 配置方法运行与测试环境

通信信号调制识别方法运行的硬件部分是 PC 机，配备了 6 核心酷睿 i7-8750 处理器，8 GB 的内存，并配备了 Nvidia GTX1050Ti4G 的显存显卡。选择 kylinTOP 工具作为通信信号调制识别方法的测试环境，该工具能够完全还原浏览器行为，支持通信协议，能够满足通信信号调制识别方法的运行需求。

2.3 生成待识别通信信号样本

在选择的通信信道背景下，设定通信信号调制方式，并通过指定的通信终端和信道进行传输，得出多个通信信号样本。图 4 表示的是振幅键控调制方式下得出的通信信号样本。

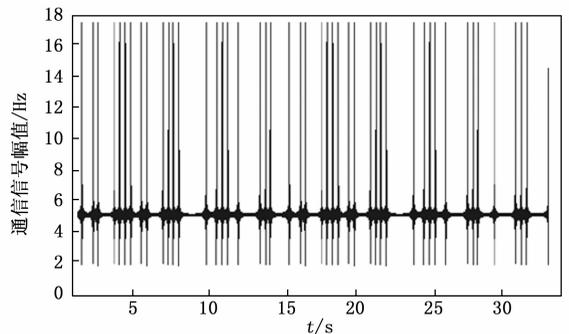


图 4 振幅键控调制方式下的通信信号样本波形图

准备的每个通信信号样本均由 1 024 个样本点组成，且通信信号的连续采样时间均为 30 s，信号样本标签采用 one-hot 编码格式。按照上述方式得出不同调制方式下的通信信号样本，对其逐一编号，并以数据集合的方式存储。

2.4 输入多端 CNN 算法运行参数

优化设计的通信信号调制识别方法应用了多端 CNN 算法，因此此次实验在 Linux 环境下，利用 Tensorflow2.0 的深度神经网络，实现了多端 CNN 网络结构的构建。构建的

多端卷积神经网络基本结构参数的设置情况, 如表 1 所示。

表 1 多端卷积神经网络结构参数设置表

多端卷积神经网络层名称	参数数量	输入维度	输出维度
Conv1	384	(1 024,1)	(340, 64)
Pool 1	5	(340,64)	(170,64)
Conv2	2054	(170,64)	(83,64)
Pool2	5	(83,64)	(41,64)
Conv3	2470	(41,64)	(39, 128)
Conv4	4920	(39,128)	(37, 128)
Conv5	9850	(37,128)	(35,128)
Pool3	5	(35,128)	(37, 128)
Flatten	5	(37,128)	(4352)

在实验中, 学习率的初始值设置为 0.001, 由此开始训练框架 CNN-IQ, 当测试集合的损耗值超过该时间的最大损失值时, 将学习速率乘以 0.02 修正学习率。

2.5 描述信号调制识别性能测试实验过程

将优化设计的通信信号自动调制识别方法对应运行程序与多端 CNN 程序相连, 保证多端 CNN 算法的实时调用。将通信内容导入通信发送终端, 启动通信程序将其传输到目标终端, 并将生成的通信信号导入到调制识别程序中。在参数设定面板上设定了相关的参数, 然后点击“开始识别”键, 根据最优的设计和辨识算法设计对应的程序, 完成调制信号。参数设定面板如图 5 所示。

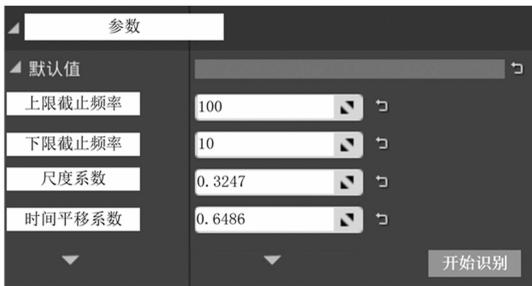


图 5 参数设定面板

在辨识算法的操作中, 通过每个数据点的数目和标识的数目, 相应地读出该文件, 并将其暂时存储在一个动态的阵列空间中; 然后, 在调用 Get Amp Info、Get Phase Info、Get Phase Info 和 Get Freq Info 时, 可以动态地分配对应的阵列空间。每一次按下“确认”键, 都会把所有的“识别”结果置零, 从而准确地统计出这一次的“识别”结果, 从而避免此前记录的识别结果对此次的识别产生影响。按照上述操作, 得出任意通信信号样本调制类型与强度的识别结果。图 6 为 1 号通信信号样本输出的调制识别结果。

同理可以得出实验生成所有通信信号样本的调制识别结果。为体现出优化设计方法在识别性能方面的优势, 设置基于多端特征融合模型的 MIMO-OFDM 系统盲调制识别方法 (文献 [2]) 和卷积神经网络卫星信号自动调制识别算法 (文献 [4]) 作为实验的对比方法, 按照上述方式实

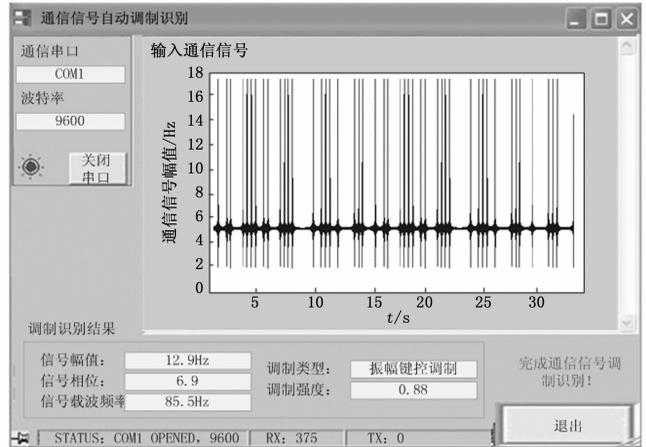


图 6 通信信号自动调制识别输出结果

现对比方法的开发与运行, 并输出对应的调制识别结果。

2.6 设置调制识别性能测试指标

实验分别从调制类型识别性能和调制强度识别性能两个方面进行测试, 设置调制类型识别率作为类型识别性能的测试指标, 其数值结果如下:

$$\eta_{\text{type}} = \frac{N_{\text{distinguish}}}{N_{\text{total}}} \times 100\% \quad (17)$$

其中: $N_{\text{distinguish}}$ 和 N_{total} 分别为调制类型识别正确的通信信号数量以及实验设置的通信信号数量, 通过调制类型的识别输出结果与设置使用的调制方法进行比对, 确定当前通信信号是否识别正确, 通过类型识别结果数据的统计, 确定变量 $N_{\text{distinguish}}$ 的具体取值。另外调制强度识别性能的量化测试指标设置为调制强度识别误差, 其测试结果为:

$$\epsilon_{\text{strength}} = |Q_{\text{set}} - Q_{\text{distinguish}}| \quad (18)$$

式中, Q_{set} 和 $Q_{\text{distinguish}}$ 分别为通信信号调制强度的真实值和识别值。最终计算得出通信信号的调制类型识别率越高、调制强度识别误差越小, 证明对应方法的识别性能越优。

2.7 通信信号调制识别性能测试结果分析

综合考虑有、无干扰两种类型的通信信号, 通过相关数据的统计与计算, 得出优化设计识别方法的性能识别结果。

2.7.1 调制类型识别性能测试结果

统计通信信号调制类型的识别结果数据, 将其代入公式 (17), 得出调制类型识别性能的测试对比结果, 如图 7 所示。

从图 7 中可以直观地看出, 综合考虑有、无干扰两种类型的通信信号, 3 种方法在有干扰通信信号的情况下, 调制类型识别率均有所下降, 但是仍可以满足需求。其中优化设计方法的调制类型识别率始终高于两种对比识别方法, 并且调制类型识别率曲线波动较小, 说明识别效果相对稳定, 该方法在无干扰时, 识别率最低为 98.5%, 而两种对比方法的最高识别率仅为 94.7%, 因此, 无干扰条件下, 本文设计方法的识别率提高了 3.8%。而在有干扰通信信号条件下, 本文方法仍保持较高的识别率, 最低识别率为 95.6%, 该方法的降低幅度较低, 而对比方法的降低幅度

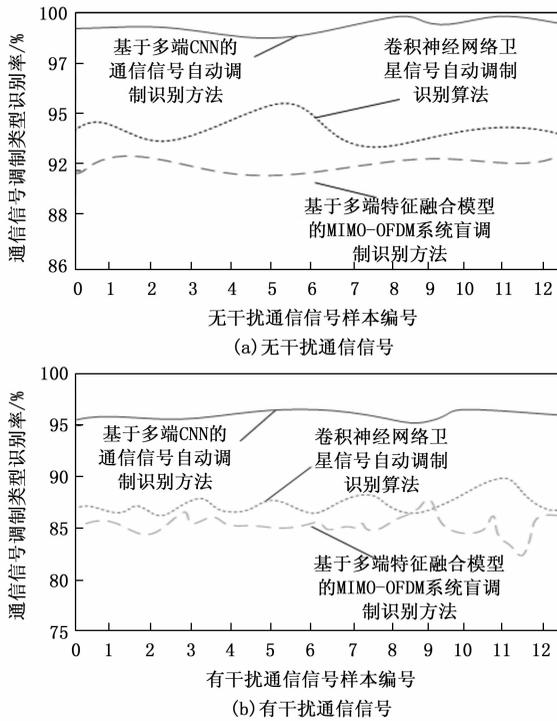


图 7 通信信号调制类型识别性能测试对比结果

较大，两种方法的最高值仅为 90.2%，本文方法比对比

表 2 通信信号调制强度识别性能测试数据表

通信信号样本编号	通信信号调制强度标准值		基于多端特征融合模型的 MIMO-OFDM 系统盲调制识别方法		卷积神经网络卫星信号自动调制识别算法		基于多端 CNN 的通信信号自动调制识别方法输出调制强度	
	无干扰信号	有干扰信号	无干扰信号	有干扰信号	无干扰信号	有干扰信号	无干扰信号	有干扰信号
1	0.89	0.94	0.96	0.82	0.97	0.85	0.91	0.9
2	1.21	1.25	1.22	1.27	1.28	1.25	1.24	1.23
3	1.44	1.48	1.41	1.48	1.43	1.47	1.46	1.45
4	0.96	1.04	0.99	0.92	1.06	0.93	1.01	0.99
5	1.52	1.57	1.52	1.68	1.59	1.62	1.53	1.53
6	0.88	0.92	0.98	0.81	0.92	0.84	0.91	0.89
7	1.04	1.13	1.08	1.09	1.09	1.30	1.04	1.09
8	1.27	1.31	1.36	1.21	1.34	1.23	1.33	1.26

表 3 通信信号调制强度识别误差数据表

通信信号样本编号	基于多端特征融合模型的 MIMO-OFDM 系统盲调制识别方法		卷积神经网络卫星信号自动调制识别算法		基于多端 CNN 的通信信号自动调制识别方法输出调制强度	
	无干扰信号	有干扰信号	无干扰信号	有干扰信号	无干扰信号	有干扰信号
1	0.07	0.01	0.08	0.09	0.02	0.04
2	0.01	0.02	0.07	0.00	0.03	0.02
3	0.03	0.00	0.01	0.01	0.02	0.03
4	0.03	0.01	0.10	0.11	0.05	0.05
5	0.00	0.11	0.07	0.05	0.01	0.04
6	0.10	0.11	0.04	0.08	0.03	0.03
7	0.04	0.04	0.05	0.17	0.00	0.04
8	0.09	0.10	0.07	0.08	0.06	0.05
均值	0.046	0.051	0.061	0.074	0.028	0.038

(下转第 286 页)

方法高 5.4%，由此可知，本文方法有效提高了通信信号调制类型识别率，其在调制类型方面具有更高的识别性能。

2.7.2 调制强度识别性能测试结果

通过相关数据的统计，得出通信信号调制强度识别性能的测试结果，如表 2 所示。

根据表 2 数据可知，本文方法输出调制强度与调制强度标准值最接近，为了准确描述调制强度识别误差，将表 2 中的数据代入公式 (18) 中，计算不同方法的识别误差，结果如表 3 所示。

根据表 3 数据可知，两个对比方法的无干扰通信信号调制强度识别误差的平均值分别为 0.046 和 0.061，有干扰通信信号调制强度的平均识别误差分别为 0.051 和 0.074，优化设计方法得出的有、无干扰通信信号调制强度的平均识别误差分别为 0.028 和 0.038，该方法比对比方法的误差降低了 0.013 以上，由此可见优化设计方法的调制强度识别误差更低，识别性能更优。

3 结束语

调制是通信信号传输的重要环节，也是通信终端解析通信信号的重要手段。为了实现调制类型与强度的精准识别，利用多端 CNN 算法实现对调制识别方法的优化设计，该方法考虑通信信号的传输过程，构建通信信号模型，并且为了提高识别效果，通过小波消噪、归一化等步骤完成通