

基于特征融合的 UFMC 系统调制识别算法^{*}

吴云戈 张天骐 李春运 吴仙越

(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

摘要: 非协作通信通用滤波多载波(UFMC)系统子载波所存在的调制识别问题有待解决,对此,提出一种基于特征融合的 UFMC 系统调制识别算法。首先得到 UFMC 系统接收端信号,并提取同相正交序列和幅度相位序列作为输入特征;接着构建神经网络模块,构建方法如下:将卷积神经网络与长短时记忆网络串联,并将门控循环单元与上述模块并联;最后,对 UFMC 系统子载波进行调制识别。实验结果表明,构建的神经网络能够有效识别 5 种信号(BPSK、4QAM、8QAM、16QAM、64QAM),并且在信噪比 ≥ 6 dB 时识别的准确率达到 100%。

关键词: 通用滤波多载波;调制识别;同相正交序列;神经网络

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Modulation and recognition algorithm of UFMC system based on feature fusion

Wu Yunge Zhang Tianqi Li Chunyun Wu Xianyue

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications,
Chongqing 400065, China)

Abstract: The modulation recognition problem of subcarriers in the universal filter multi-carrier (UFMC) system for non-cooperative communication needs to be addressed. Therefore, a modulation recognition algorithm based on feature fusion is proposed for the UFMC system. Firstly, the receiver signal of the UFMC system is obtained and input features such as in-phase and quadrature sequence and amplitude phase sequence are extracted. Subsequently, a neural network module is constructed by connecting a convolutional neural network with a long short-term memory network in series, while also incorporating a gated recurrent unit in parallel. Finally, modulation recognition of UFMC system subcarriers is performed. The experimental results demonstrate that the constructed neural network effectively identifies five signals (BPSK, 4QAM, 8QAM, 16QAM, 64QAM) with a recognition accuracy reaching 100% when signal to noise ratio greater than or equal to 6 dB.

Keywords: universal filtered multi-carrier; modulation identification; in-phase and quadrature sequence; neural network

0 引言

随着通信技术的快速发展,非协作通信逐渐成为人们关注的热点话题。在非协作通信场景下,接收端无法得知发送端信号的调制方式等重要信息^[1],为了对发送端信号进行解调得到有用信息,需要对接收到的信号进行调制识别。目前调制识别主要应用于以下两个方面:军事和民用通信。调制识别在军事通信的经典应用场景是电子战。在民用通信方面的应用是需要对未授权的非法通信设备确定其合法性等,目的是对无线频谱资源进行合理管控^[2]。因此,在非协作通信场景下对信号进行调制识别获取关键信

息至关重要。

目前关于通用滤波多载(universal filtered multi-carrier,UFMC)^[3]信号的调制识别处于空白阶段,但是关于正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing,OFDM)信号的调制识别已有部分方法可以实现。张语馨^[4]和汪锐等^[5]分别将广义二次谱和循环谱作为输入特征,再分别利用支持向量机和卷积神经网络(convolutional neural network,CNN),实现对 OFDM 信号的调制识别,但是在低信噪比情况下,效果不理想;张天骐等^[6]将同相正交(in-phase and quadrature, I/Q)序列与 CNN 网络结合,实现在低信噪比情况下对 OFDM 信号的

调制识别,但是由于单个输入特征,仅对 4 种信号完成调制识别;张天骐等^[7]联合 I/Q 分量与循环谱切面图,结合 CNN 完成调制识别,但是在低信噪比情况下识别效果较差;邹涵等^[8]利用 CNN 对 OFDM 单-混信号进行调制识别,但是调制阶数较低。综上所述,对于 OFDM 信号调制识别已有部分成果,但是由于 OFDM 信号本身具有一系列缺点,如带外(out of band, OOB)泄露较大以及频谱效率比较低等^[9],随着用户数量呈指数级增长趋势以及应用场景更加多元化,目前 OFDM 信号逐渐难以满足需求。与 OFDM 信号相比,UFMC 信号未使用循环前缀,能够减少对频带资源的占用。除此之外,UFMC 信号具有更低的带外辐射、对参数配置更加灵活和支持多业务应用的能力^[10]。结合以上优点,UFMC 信号能够应用在大规模设备连接以及高速移动通信场景中^[11-12],但是关于 UFMC 信号的研究主要集中在信道估计和降低高峰均功率比^[13-14]等方面,对于 UFMC 信号调制识别还处于探索阶段,所以在 OFDM 信号的已有研究基础上对 UFMC 信号进行调制识别研究具有重要价值。

针对 UFMC 信号的调制识别问题,结合常用于语音和图像方向的神经网络^[15-16],本文提出一种基于特征融合的 UFMC 信号子载波调制识别算法。首先,得到经过 UFMC 系统后的信号;其次,将信号实虚部分离得到 I/Q 序列,利用 I/Q 序列得到幅度和相位(amplitude and phase, A/P)序列,将上述序列作为神经网络输入特征;接着把 CNN 与长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络级联,将上述网络与门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)并联,并且将序列分别作为两个网络模块的输入特征;最后实现 UFMC 系统对多进制正交幅度调制(multiple quadrature amplitude modulation, MQAM)及二进制相移键控(binary phase shift keying, BPSK)的识别。即实现以下 5 种信号调制识别: {BPSK, 4QAM, 8QAM, 16QAM, 64QAM}。

1 系统模型与数据集的构造

1.1 UFMC 系统模型

图 1 为 UFMC 系统结构图。

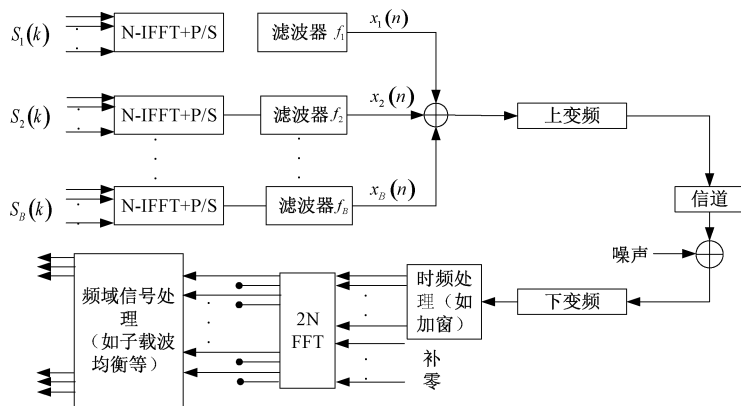


图 1 UFMC 系统框图

Fig. 1 System block diagram of UFMC

UFMC 系统总子载波个数为 N_B , 并且系统将子载波分配到 B 个子带上, 每个子带上子载波数为 $N_i, i = 1, 2, \dots, B$ 。发送端信号频域用 $S_i(k)$ 表示, 进行 N 点快速傅立叶反变换(inverse fast fourier transform, IFFT), 得到其时域信号表达式为:

$$s_i(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=K_i} S_i(k) e^{j \frac{2\pi}{N} kn}, n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

其中, K_i 代表第 i 个子带上的子载波数。

接着系统对上述时域信号进行滤波处理, 滤波器采用切比雪夫滤波器。若滤波器长度为 L , 则卷积后的 UFMC 符号长度可以表示为 $N + L - 1$, 卷积后的结果为:

$$x_i(n) = s_i(n) * f_i(n) \quad (2)$$

其中, f_i 代表滤波器系数, $*$ 代表线性卷积。

将经过子带滤波器后的信号叠加, 得到发送信号表示为:

$$x(n) = \sum_{i=1}^B s_i(n) * f_i(n), n = 0, 1, \dots, N + L - 2 \quad (3)$$

信号经过信道叠加噪声传输到达接收端。在现实中, 无线信号在传播过程中会受到多径效应的影响, 因此本文传输信道采用莱斯信道。莱斯信道的具体参数设置为: 信道采样率为 1 MHz; 平均路径增益为 0.5 dB; 最大多普勒频移为 1 Hz; 多普勒谱的带宽为 8 Hz。时域信号表示为:

$$y(k) = h(k) * \left(\sum_{i=1}^B s_i * f_i \right) + w(k) \quad (4)$$

其中, $h(k)$ 为信道响应, $w(k)$ 为高斯白噪声。

接下来需要对上述信号进行快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT), 但由于此时信号长度大于 N , 因此需要对时域接收信号进行补零操作使长度变为 $2N$, 在此基础上完成 FFT 变换, 此时输出信号表达式为:

$$Y(k) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N+L-2} y(n) e^{-j\frac{2\pi}{N}kn}, k = 0, 1, \dots, 2N-1 \quad (5)$$

将式(4)代入式(5)可得:

$$Y(k) = H(k)F_i(k)\tilde{S}_i(k) + W(k) \quad (6)$$

其中, $H(k)$ 代表信道响应的频域信号, $F_i(k)$ 代表滤波器系数频域表示; $\tilde{S}_i(k)$ 代表 $s_i(n)$ 的 $2N$ 点 FFT; $W(k)$ 代表高斯白噪声频域表示。

当 k 为偶数时, $\tilde{S}_i(k)$ 表达式为:

$$\tilde{S}_i(k) = S_i\left(\frac{k}{2}\right) \quad (7)$$

当 k 为奇数时, $\tilde{S}_i(k)$ 表达式为:

$$\tilde{S}_i(k) = \sum_{m \in K'_i} S_i(m) \frac{\sin\left[\frac{\pi}{2}(2m-k)\right]}{N \sin\left[\frac{\pi}{2N}(2m-k)\right]} \cdot e^{j\frac{\pi}{2N}(2m-k)(1-\frac{1}{N})} \quad (8)$$

式中: K'_i 代表各子带中的子载波。

根据式(7)和(8)可得,式中不仅含有有用信息,还包含一些在传输过程中所造成的干扰信息,因此需要对 $\tilde{S}_i(k)$ 的奇数项消除,即可得到接收信号。

1.2 发送信号恢复

为提高接收信号的可靠性,本文利用迫零均衡器对接收信号进行处理。

对滤波器进行估计,并且求解出原型滤波器,表达式为:

$$F(k) = \begin{cases} \tilde{f}(k) \cdot e^{j\frac{\pi(k-1)}{M}}, & k = 1, 2, \dots, L \\ 0, & k = L+1, \dots, N \end{cases} \quad (9)$$

其中, $\tilde{f}(k)$ 代表滤波器估计系数。

对其进行 FFT 变换,表达式为:

$$R(k) = \sum_{n=0}^{N-1} F(k) e^{-j\frac{2\pi}{N}kn}, k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (10)$$

接着求解特定子带原型滤波器的倒数,表达式为:

$$U(k) = 1/R(k), k = 1, 2, \dots, M \quad (11)$$

将得到的信号 $\tilde{S}_i(k)$ 重新构建为矩阵形式,并且得到 $U(k)$ 的矩阵形式 U , 二者进行逐元素乘法,即可得到消除滤波器影响后的信号。

对接收端信号进行星座图绘制,图 2 分别代表经过信道传输后的信号,经过 FFT 变换以及均衡后的接收信号星座图。其中子载波为 4QAM,信噪比为 5 dB。从图 2(a)中可以看出,经过信道传输后的信号星座图难以分辨调制方式;从图 2(b)可知,经过 FFT 变换后信号星座图依然较为杂乱,对其识别存在困难;由图 2(c)可以得到,经过均衡后的信号虽然受到噪声影响,但是依然可以识别调制方式。

根据上述 UFMC 信号构造流程,可以得出 UFMC 和 OFDM 信号滤波方法对比如图 3 所示。从图 3 中可以看

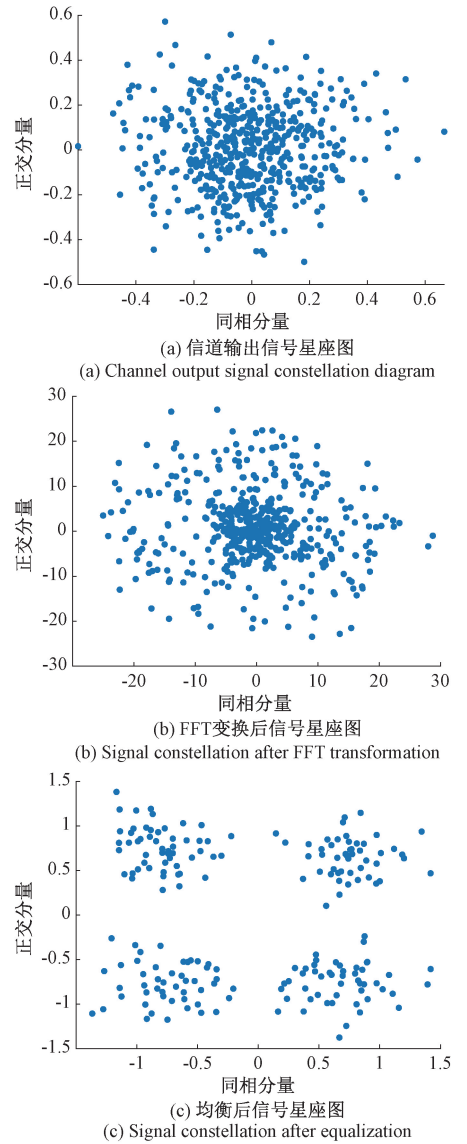


图 2 信号星座图

Fig. 2 Signal constellation

出,UFMC 信号对比 OFDM 信号采用子频段滤波方式,这样可以使信号具有较小的带外泄露,降低基带算法复杂度,并且对于子带划分灵活,相比于 OFDM 信号能够满足对未来各种场景的应用。综上,对 UFMC 信号调制识别的重要性不言而喻。

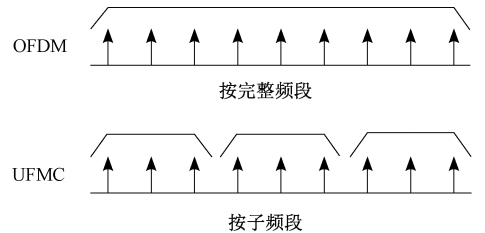


图 3 OFDM 与 UFMC 滤波方法

Fig. 3 OFDM and UFMC filtering methods

1.3 输入特征

对于不同输入数据可以利用不同神经网络进行特征提取, CNN-LSTM 利用卷积核以及门控机制更适合对空间局部特征进行提取, 而 GRU 对时间序列处理更具有优势, 利用 CNN-LSTM 以及 GRU 模型本身所具有的优势, 将不同数据进行输入, 能够将其有效信息进行提取。

本文的一个输入特征是 I/Q 序列, 利用在 1.2 节中已经获得接收端信号对其进行求解, I/Q 分量表达式为:

$$I(n) = \text{Re}[\tilde{S}_i(k)] \quad (12)$$

$$Q(n) = \text{Im}[\tilde{S}_i(k)] \quad (13)$$

式中: $I(n)$ 和 $Q(n)$ 分别代表信号的同相和正交分量。

部分信号 I/Q 序列可视化图像如图 4 所示。从图 4(a) 和图 4(b) 中可以看出 16QAM 信号振幅有 4 次变化, 从图 4(c) 和图 4(d) 可以得到 64QAM 信号振幅有 8 次变化, 利用这些明显的特征, 能够将不同的调制信号区分, 因此 I/Q 序列具有很强的特征表达能力。

另一个输入特征是 A/P 序列。将已得到的 I/Q 序列进行极坐标转换, 得到 A/P 序列, 二者表达式为:

$$R(n) = \sqrt{I^2(n) + Q^2(n)} \quad (14)$$

$$T(n) = \arctan \left[\frac{Q(n)}{I(n)} \right] \quad (15)$$

其中, $R(n)$ 和 $T(n)$ 分别代表信号的幅度和相位。

1.4 数据集构造

本小节介绍数据集的构建。发送信号生成之后, 经过信道到达接收端, 此时利用接收端信号求解出信号的 I/Q 序列以及 A/P 序列。本文采用 UPMC 系统下的数据集, 包含 5 种调制信号: {BPSK, 4QAM, 8QAM, 16QAM, 64QAM}。采用的是多信噪比的形式, 信噪比范围是 0~20 dB, 间隔为 2 dB, 共有 11 种信噪比, 在不同信噪比下对不同的调制信号产生 1 000 个训练样本和 100 个测试样本。总共生成 55 000 条训练数据和 5 500 条测试数据。将 I/Q 序列以及 A/P 序列作为两个特征值分别输入到对应模块中。

2 识别算法

本文将 I/Q 序列及 A/P 序列分别构成 $2 \times 2\,048$ 的二维数据作为神经网络输入, 结合二者在不同调制方式下所具有的差异, 使本文的识别算法性能更为优异。

2.1 特征提取

本文所采用神经网络共两路输入。神经网络结构如图 5 所示, 在 CNN-LSTM 网络的特征提取模块采用的是 6 个一维卷积层、3 个平均池化层和 2 个 LSTM 层; 在 GRU 网络的特征提取模块采用的是 2 个 GRU 层; 在 LSTM 以及 GRU 模块采取的激活函数分别是线性整流函数 (rectified linear unit, ReLU) 和 tanh。

将两种特征输入到网络中, 得到特征数据, 为了充分

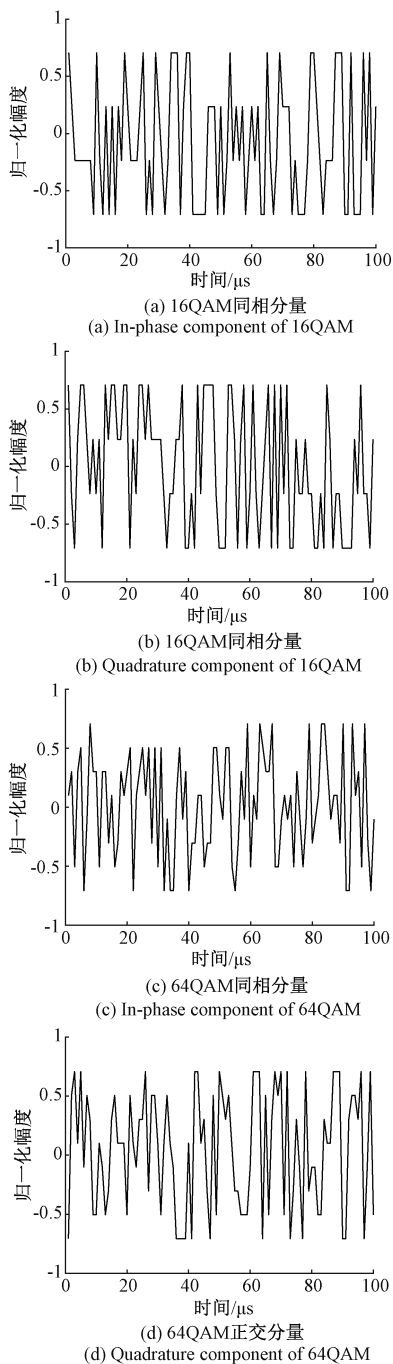


图 4 部分信号 I/Q 序列

Fig. 4 Partial signal I/Q sequence

利用数据, 提高识别率, 需要将特征数据进行融合。常见的特征融合方式有两种, 分别是相加 (Add) 和融合 (Concatenate)。利用“Add”操作虽然通过添加数据能够获得新的特征值, 但是也有可能导致原始数据丢失。“Concatenate”操作原理是将多端特征叠加, 不会出现数据丢失情况。因此本文利用“Concatenate”操作将不同特征进行融合。

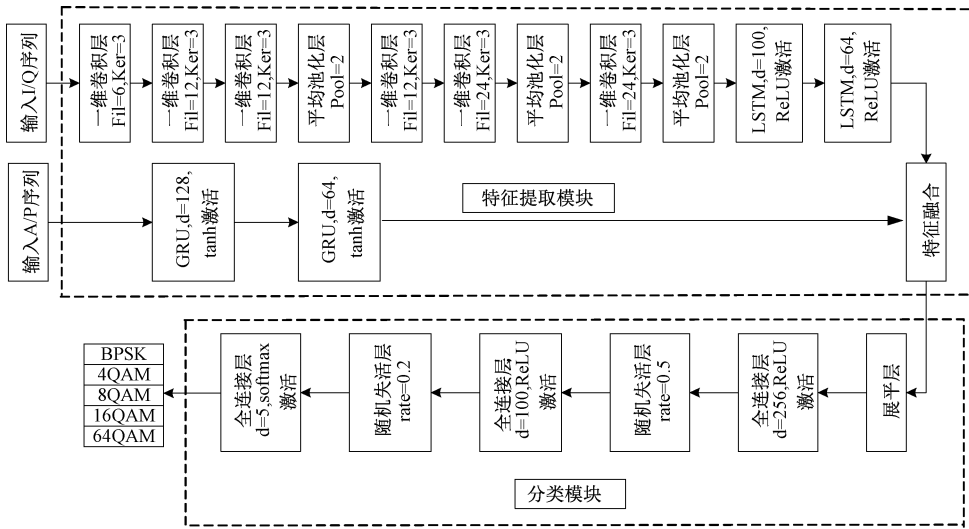


图 5 网络模型

Fig. 5 Network model

2.2 分类器模块

输入数据经过特征提取和特征融合到达分类器模块。分类器模块主要是由两个全连接层(Dense),两个随机失活层(Dropout)以及一个输出层组成。全连接层都采用ReLU激活函数。

两层随机失活层置零比例 rate 分别为 0.5 和 0.2,目的是使神经元按照设置比例停止工作。

输出层采用的激活函数为 Softmax,作用是将第二个全连接层的输出转换为 1×5 维的概率矢量 $\mathbf{p} = [p_1, p_2, \dots, p_5]$, 分别对应 5 种调制方式,并且这 5 种概率之和为 1,输出第 i 种调制方式的概率:

$$p_i = \text{softmax}(y_i^{12}) = \frac{\exp(y_i^{12})}{\sum_{m=1}^5 \exp(y_m^{12})} \quad (16)$$

其中, y_i^{12} 代表第二个全连接层输出。

利用上述激活函数得到输出的概率矢量 $\mathbf{p}$ 后,将输出概率最大的调制方式作为判别结果,相当于预测标签 y_i , 本文标签的编码方式为 One-hot。将其与真实标签 y_i^{real} 带入到损失函数中,由此获得一个批次的损失;接着利用随机梯度下降(stochastic gradient descent,SGD)算法^[17]对网络权重进行更新,使损失达到最小。损失函数的表达式为:

$$L_{BCE}(\theta) = \frac{\sum_{i=1}^{K_b} [y_i^{real} \log(y_i) + (1 - y_i^{real}) \log(1 - y_i)]}{-K_b} \quad (17)$$

式中: K_b 代表一个批次中包含样本数。

2.3 算法步骤

综上所述,对信号提取 I/Q 序列以及 A/P 序列分别作为输入特征,构建 CNN-LSTM 并联 GRU 模型对 UFMC

系统子载波进行调制识别,算法实现步骤如下:

步骤 1) 发送信号通过 UFMC 系统,到达接收端,通过接收信号提取 I/Q 序列以及 A/P 序列,构建训练集和测试集;

步骤 2) 构建 CNN-LSTM 并联 GRU 模型,确定各层网络参数,利用构建的训练集对网络进行训练;

步骤 3) 完成网络训练之后,将测试集输入到网络中,对 UFMC 系统子载波调制进行识别。

3 仿真实验及结果分析

本节内容是对上述调制方法进行仿真,环境采用 UFMC 系统。使用 Matlab2018 进行调制信号样本仿真,并且在 TensorFlow2.13.0 版本下构建 CNN-LSTM 并联 GRU 模型,完成训练和测试。为了验证本文所提算法的性能,进行以下实验:

3.1 UFMC 信号子载波调制识别性能

为了验证不同调制方式在不同信噪比下的识别精确度,本实验通过构建模型对 UFMC 系统调制方式识别有效性进行验证。从图 6 中可以看出,BPSK、4QAM 和 8QAM 信号在信噪比大于等于 0 dB 时可以实现 100% 识别;随着信噪比的增加,在信噪比大于等于 6 dB 时,可以实现所有调制信号 100% 识别。

3.2 样本数以及核尺寸大小对所提算法性能影响

为了验证样本数以及核尺寸大小对算法性能的影响,本实验通过改变样本数和核尺寸对算法性能进行测试。图 7 给出不同样本数对识别精度的影响,其中样本数 1、2、3 分别代表样本数为 16 500、27 500、38 500。图 8 为不同卷积核大小对调制识别准确率的影响。分别对比卷积核为 2、3、4、5 时的识别准确率。

从图 7 可知,样本数为 38 500 的实验性能最好,接近

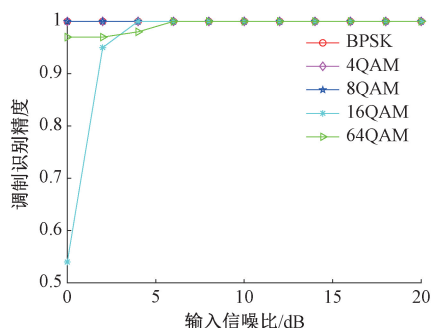


图 6 各种调制信号识别精度

Fig. 6 Recognition accuracy of various modulation signals

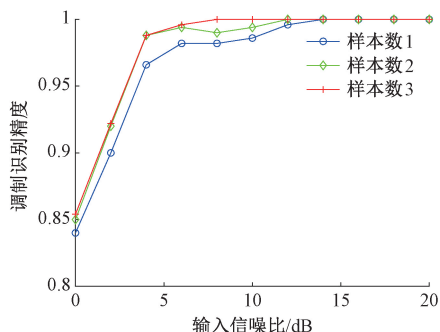


图 7 不同样本下识别率

Fig. 7 Recognition rate of different samples

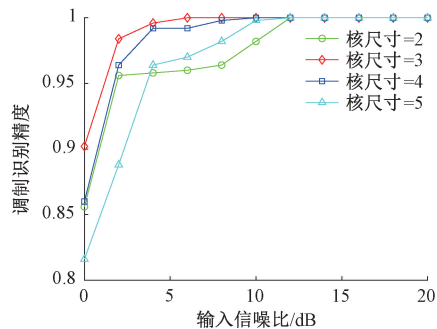


图 8 不同卷积核尺寸下识别率

Fig. 8 Recognition rate of different convolution kernel sizes

于本文使用样本数量所达到的效果水平;样本数为 27 500 的效果次之;样本数为 16 500 的所得到的结果与前两种相比最差。产生上述结果的原因是,神经网络需要大量样本进行训练,当样本数目为 16 500 时,不满足神经网络训练需求,因此此时网络性能不佳,所以为了保证神经网络的性能,需要尽可能多的样本数。

从图 8 可得,随着卷积核的增大,系统识别性能是先提高后降低,这是由于卷积核在比较小时对于有效特征提取困难,卷积核较大时又会将无用信息提取,从而限制网络的特征提取能力。因此,本文通过实验证明卷积核尺寸为 3 时,可以最大程度上将不同调制信号具有的有效信息进行提取,此时模型的识别性能能够达到最优。

3.3 单一网络与并联网路性能对比

本实验对比了并联网路与单个网络对算法性能的影响。分别对比了 CNN-LSTM、GRU 以及二者并联网路的识别性能。从图 9 可以看出,二者并联网路对调制信号的识别性能优于单独的网络,这是因为利用 CNN-LSTM 网络提取空间特征,利用 GRU 网络提取时序特征,并联以上两个网络模块,结合二者优势,将准确率进一步提高。

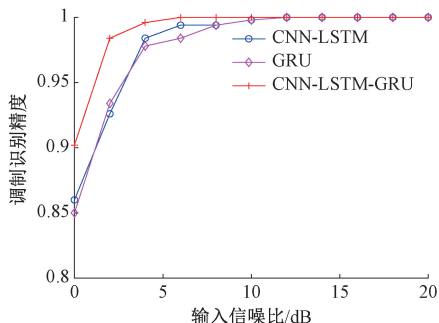


图 9 并联网路与单种网络的识别率

Fig. 9 Recognition rate of parallel network and single network

3.4 特征融合的消融对比实验

本实验分别对比输入单一特征以及特征融合后的信号对子载波调制识别性能影响。分别对比输入特征为 I/Q 序列、A/P 序列以及二者进行特征融合后序列的识别性能。从图 10 可以得出,将两个特征进行融合后调制识别性能最佳,优于单一输入特征,这是因为特征融合后能够同时得到信号的时序特征和空间特征,利用二者的互补性,弥补单一特征不足,以此获得差异性更为明显的特征,有利于信号调制识别。

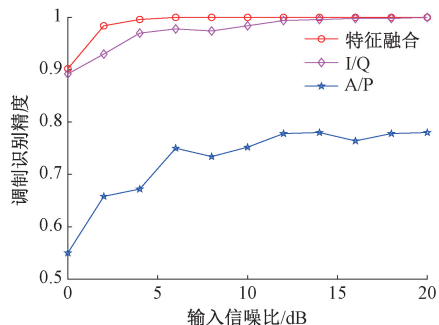


图 10 不同输入特征识别率

Fig. 10 Different input feature recognition rate

3.5 不同算法性能对比

本实验验证不同算法下的识别精度。图 11 代表不同信噪比下本文所提算法与其他算法的调制识别精度。从图 11 可以得出,利用传统方法所得到的识别准确率最低,张语馨^[4]所提方法在低信噪比情况下性能稍差,在信噪比为 0 dB 时,识别率在 60% 以下,这是因为广义二次谱作为系统输入容易受到噪声干扰,性能不佳;张天骐等^[6]采用的方法在低信噪比情况下性能优异,但是调制信号阶数较

低,最高只有16阶;汪锐等^[5]和张天骐等^[7]提出分别将循环谱作为特征输入,但是未对循环谱进行降噪处理,所以识别准确率要低于本文。对比最高调制阶数相同的文献^[7],本文所提出算法的信噪比增益比文献^[7]高6 dB,这是由于本文利用CNN-LSTM以及GRU模块分别对I/Q序列以及A/P序列进行特征提取,能够提取出有效信息,将特征表达能力发挥的更好。

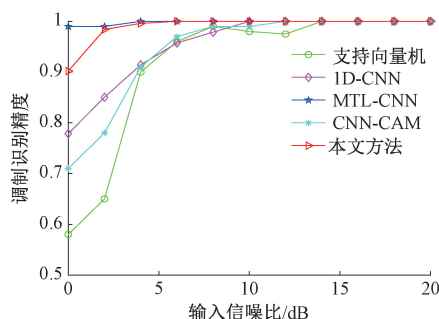


图11 不同算法下的识别率

Fig. 11 Recognition rate under different algorithms

4 结 论

UFMC信号能够满足多种应用需求,但是对于UFMC信号的调制识别尚未有人深入研究,为解决此问题本文提出一种基于I/Q序列以及A/P序列进行特征融合的算法。实验结果表明,在本文构建的模型基础上,进行特征提取时只需要提取I/Q序列,步骤便于操作,特征表达能力强,可以达到对UFMC系统调制信号良好识别。在信噪比为2 dB时,整体识别率达到98.4%,在信噪比大于等于6 dB时,识别准确率可达100%,并且该方法不需要先验知识,能够应用在非协作通信场景下。

实验表明利用特征融合对UFMC信号子载波进行调制识别具有较好的效果,但是本文针对低阶调制信号,后续考虑提高调制信号阶数再进行识别。

参考文献

- [1] 李润东. 基于深度学习的通信信号智能盲检测与识别技术研究[D]. 成都:电子科技大学,2022.
LI R D. Research on intelligent blind detection and recognition of communication signals based on deep learning [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022.
- [2] KULIN M, KAZAZ T, MOERMAN I, et al. End-to-end learning from spectrum data: A deep learning approach for wireless signal identification in spectrum monitoring applications [J]. IEEE Access, 2018, DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2818794, 6: 18484-18501.
- [3] WILD T, SCHAICH F, CHEN Y J, et al. 5G air interface design based on Universal Filtered (UF)-OFDM[C]. 2014 19th International Conference on

Digital Signal Processing, 2014: 699-704.

- [4] 张语馨. 非高斯噪声下MIMO-OFDM信号子载波调制识别方法研究[J]. 电子通信与计算机科学, 2022, 4(5): 131-136.
ZHANG Y X. Research on subcarrier modulation identification method for MIMO-OFDM signals under non-Gaussian noise[J]. Electronic Communication and Computer Science, 2022, 4(5): 131-136.
- [5] 汪锐, 张天骐, 安泽亮, 等. 基于联合特征参数和一维CNN的MIMO-OFDM系统调制识别算法[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(3): 902-912.
WANG R, ZHANG T Q, AN Z L, et al. Modulation recognition algorithm for MIMO-OFDM system based on joint characteristic parameters and one-dimensional CNN[J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 45(3): 902-912.
- [6] 张天骐, 汪锐, 安泽亮, 等. 基于多任务学习的MIMO-OFDM信噪比估计与调制识别[J]. 北京邮电大学学报, 2022, 45(6): 95-100, 121.
ZHANG T Q, WANG R, AN Z L, et al. MIMO-OFDM signal to noise ratio estimation and modulation recognition based on multi task learning[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2022, 45(6): 95-100, 121.
- [7] 张天骐, 汪锐, 安泽亮, 等. 基于多端特征融合模型的MIMO-OFDM系统盲调制识别[J]. 信号处理, 2022, 38(9): 1940-1953.
ZHANG T Q, WANG R, AN Z L, et al. Blind modulation recognition of MIMO-OFDM system based on multi-terminal feature fusion model[J]. Journal of Signal Processing, 2022, 38(9): 1940-1953.
- [8] 邹涵, 张天骐, 马焜然, 等. 基于多特征融合的MIMO-OFDM系统单-混信号调制识别算法[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(4): 1456-1465.
ZOU H, ZHANG T Q, MA K R, et al. Signal-mixed signal modulation and recognition algorithm for MIMO-OFDM system based on multi-feature fusion[J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(4): 1456-1465.
- [9] ANDREWS J G, BUZZI S, CHOI W, et al. What will 5G be [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014, 32(6): 1065-1082.
- [10] 刘子昌. UFMC系统信道估计方法研究与基带系统实现[D]. 保定:河北大学, 2023.
LIU Z C. Research on channel estimation method for UFMC system and implementation of baseband system[D]. Baoding: Hebei University, 2023.
- [11] 左宇辰. 通用滤波多载波系统峰均功率比降低和ICI自消除研究[D]. 北京:北京交通大学, 2019.

- ZUO Y C. Research on peak-to-average power ratio reduction and ICI self-cancellation in Universal Filtered Multicarrier Systems [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019.
- [12] 钱志鸿, 肖琳, 王雪. 面向未来移动网络密集连接的关键技术综述[J]. 通信学报, 2021, 42(4): 22-43.
- QIAN Z H, XIAO L, WANG X. Review on strategic technology of dense connection for the future mobile network [J]. Journal on Communications, 2021, 42(4): 22-43.
- [13] 郝玉莲. UPMC 系统信道估计与均衡技术研究[D]. 保定:河北大学, 2023.
- HAO Y L. Research on channel estimation and equalization technology of UPMC system [D]. Baoding: Hebei University, 2023.
- [14] 刘海洋. UPMC 系统峰均比抑制和载波间干扰消除算法研究[D]. 保定:河北大学, 2023.
- LIU H Y. Research on pak-to-average power ratio suppression and inter-carrier interference cancellation algorithm of UPMC system [D]. Baoding: Hebei University, 2023.
- [15] 袁文浩, 屈庆洋, 梁春燕, 等. 基于感知条件网络的可控语音增强模型[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(5): 53-60.
- YUAN W H, QU Q Y, LIANG CH Y, et al. Controllable speech enhancement model based on perceptual conditional network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(5): 53-60.
- [16] 侯卓成, 欧阳华, 胡鑫, 等. 基于深度学习的模糊指针式仪表校正读数方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(9): 158-165.
- HOU ZH CH, OUYANG H, HU X, et al. Correction reading method of fuzzy pointer instrument based on deep learning[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(9): 158-165.
- [17] GAO Y, LI J P, ZHOU Y, et al. Optimization methods for large-scale machine learning[C]. The 18th International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICCWAMTIP). IEEE, Chengdu, China, 2021: 304-308.

作者简介

吴云戈(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为通信信号盲处理、深度学习。

E-mail: 2764646191@qq.com

张天骐, 教授、博士生导师, 主要研究方向为通信信号的调制解调、盲处理、图像语音信号处理、神经网络实现以及 FPGA、VLSI 实现。

李春运, 硕士研究生, 主要研究方向为信道编码参数盲识别技术研究。

吴仙越, 硕士研究生, 主要研究方向为扩频信号盲估计。