## 基于深度神经网络的正交频分复用波形外辐射源雷达参考信号重构

赵志欣\* 戴文婷 陈 鑫 何仕华 陶平安 (南昌大学信息工程学院 南昌 330031)

**摘 要:**针对正交频分复用(OFDM)波形外辐射源雷达的参考信号获取问题,基于"解调-再调制"的重构方法结 合了波形优势,能获得更为纯净的参考信号。该文在此基础上提出一种联合OFDM解调、信道估计、信道均衡和 星座点逆映射的深度神经网络(DNN)重构方法,建立了基于DNN的参考信号重构方案,通过网络学习自适应深度 挖掘从时域接收符号到传输码元之间的映射关系、隐式地估计信道响应,从而提高解调精度和重构性能。该文首 先研究了仿真数据集的获取问题、DNN的搭建和训练问题,接着对基于DNN方法在导频数目减少、循环前缀的 移除、存在符号定时偏差、存在载波频偏、对高峰值平均功率比信号进行时域加窗滤波等情况下的参考信号重构 性能进行了仿真分析,仿真结果表明该方法对参考信号重构的有效性。

关键词: 外辐射源雷达; 正交频分复用波形; 参考信号重构; 深度神经网络

中图分类号: TN958.97 文献标识码: A 文章编号: 1009-5896(2021)09-2735-08 **DOI**: 10.11999/JEIT200888

# Deep Neural Network-based Reference Signal Reconstruction for Passive Radar with Orthogonal Frequency Division Multiplexing Waveform

ZHAO Zhixin DAI Wenting CHEN Xin HE Shihua TAO Ping'an

(School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

Abstract: Considering the problem of obtaining the reference signal for passive radar with Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) waveform, the reconstruction method based on "demodulationremodulation" employs the waveform advantage to obtain a purer reference signal. On this basis, a Deep Neural Network (DNN) reconstruction method that combines OFDM demodulation, channel estimation, channel equalization, and constellation point inverse mapping is proposed to establish a DNN-based reference signal reconstruction scheme. This method can be used to adaptively and deeply excavate the mapping relationship between time-domain received symbols and transmission symbols through network learning, and implicitly estimate the channel response, thereby improving demodulation accuracy and reconstruction performance. Firstly, the acquisition of simulation data sets, the construction and training of DNN are studied in this paper. Then, the comparison between the DNN method and the traditional method about reference signal reconstruction performance is analyzed under the condition that the number of pilots is reduced, the cyclic prefix is removed, the symbol timing offset exists, the carrier frequency offset exists, the time domain windowing filter is performed on the high peak-to-average power ratio signal, and all the above parameters are superimposed. Finally, simulation results show the effectiveness of this method.

**Key words**: Passive radar; Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) waveform; Reference signal reconstruction; Deep Neural Network(DNN)

\*通信作者: 赵志欣 zhaozhixin@ncu.edu.cn

收稿日期: 2020-10-16; 改回日期: 2021-06-12; 网络出版: 2021-06-25

基金项目: 国家自然科学基金(61461030), 江西省自然科学基金(20202BAB202001)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61461030), The Natural Science Fund of Jiangxi Province (20202BAB202001)

## 1 引言

正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)波形外辐射源雷达利用第三 方发射的OFDM波形信号作为照射源,如数字音频 广播、数字视频广播、数字地面多媒体广播(Digital Terrestrial Multimedia Broadcasting, DTMB), 数字调幅广播、数字电视信号、中国数字广播、长 期演进(Long Term Evolution, LTE)信号、无线网 络(Wireless Fidelity, Wi-Fi)信号<sup>[1-8]</sup>等,通过参考 通道中的参考信号与监测通道中的目标回波信号进 行2维匹配滤波得到距离-多普勒谱实现移动目标的 探测,是外辐射源雷达的重要研究方向之一。由于 采用了第三方发射源,OFDM波形外辐射源雷达同 样面临着参考信号未知的问题。针对这一问题,除 空域波束形成[9]、时域自适应滤波[4]等直接获取方 法外,OFDM波形外辐射源雷达可采用基于"解 调-再调制"重构参考信号的方法[10]:利用参考通 道中直达波比多径杂波的噪声能量强度高的特点, 结合OFDM波形信号本身抗多径和频率选择性衰落 的优势,首先对接收端OFDM波形参考信号进行同 步处理、OFDM解调、信道估计及均衡、星座点逆 映射得到传输序列,最后再重复发射端的调制过 程,完成参考信号的重构,以获得相较于直接获取 方法更为纯净的参考信号。

OFDM波形外辐射源雷达基于"解调-再调 制"重构参考信号的方法最核心的步骤之一在于信 道估计及均衡,而其参考信道估计的本质又在于无 线OFDM信道的估计。传统OFDM信道估计算法 常用基于最小二乘(Least Squares, LS)和最小均方 误差(Minimum Mean-Square Error, MMSE)的导 频信道估计方法: LS估计算法简单而广泛用于信 道估计,但是忽略了噪声的影响; MMSE估计算法 需要先验的信道2阶统计信息,相较于LS算法展现 出了更好的估计性能,但是涉及矩阵求逆,计算复 杂。随着深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)的广泛应用,其特征提取能力强、参数灵活 性高、泛化性能好的优势使得研究者开发出许多基 于DNN的方法来解决无线通信中的OFDM信道估 计问题。文献[11]根据DTMB的帧结构建立DNN模 型,将LS算法估计出的帧头和帧体处信道响应分 别作为输入和标签对网络进行训练,结果显示基于 DNN方法的信道估计性能优于LS算法,但该方法 会使得DNN的信道估计精度高度依赖于LS算法的 估计精度; 文献[12]提出了一种自适应集成DNN的 符号检测方案,通过训练使得DNN模型学习OFDM 信道特征,相较于传统信道估计方法性能更优,但 是需要通过设定损失函数阈值来结束训练,结果不 具有稳定性; 文献[13]基于端到端的思想提出了一 种用于联合信道估计和信号检测的DNN模型, 证 明了DNN应用在OFDM信道估计中的可行性, 但 对影响OFDM信道估计因素参数分析较少; 这些文 献为建立基于DNN的OFDM波形外辐射源雷达参 考信号重构方法提供了可行的指导。

在此背景下,本文首先提出了基于DNN的参 考信号重构方案,通过获取足够多的OFDM波形外 辐射源雷达参考通道信号数据集来训练搭建好的DNN 模型,使其在线上部署时无需进行传统方法中的 OFDM解调、信道估计、信道均衡和星座点逆映射 而直接恢复传输数据,降低计算复杂度,且基于数 据驱动的多参数DNN模型具有很好的泛化性能: 接着介绍了理想情况下用于模型训练的数据集的获 取方式和DNN模型搭建与训练过程; 然后以误码 率(Bit Error Rate, BER)作为参考信号重构性能评 估标准对所提方案和传统方法进行了对比分析,包 括理想情况和考虑波形参数影响(减少导频数目、 移除循环前缀(Cyclic Prefix, CP)、存在多径影响、 存在符号定时偏差(Symbol Timing Offset, STO)、 存在载波频率偏差(Carrier Frequency Offset, CFO)、对高峰值平均功率比(Peak-to-Average Power Ratio, PAPR)信号进行时域加窗滤波等), 展示了不同方法在同种干扰情况下的BER曲线,以 及考虑将上述所有干扰叠加情况下DNN与传统方 法参考信号重构鲁棒性的定量分析。

## 2 基于DNN的参考信号重构方案

本文将参考信道估计视为黑盒,根据OFDM波 形信号特点,建立了基于DNN模型的外辐射源雷 达参考信号重构方案:首先仿真得到数据集,然后 搭建DNN模型,线下通过仿真数据集训练模型自 主学习信道特征,线上部署时将不含CP的接收信 号输入DNN模型中,输出直接恢复传输序列,最 后进行"再调制"过程,实现参考信号重构。

基于DNN方法的参考信号重构流程图如图1所示,首先对经过模数采样后的接收端参考通道基带信号序列{r(n)}按照符号长度进行串并转换和移除CP得到有效符号部分,接着与传统方法对有效符号进行OFDM解调即离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)、信道估计、信道均衡和星座点逆映射得到传输码元不同的是基于DNN方法提取有效符号的实部虚部输入网络中,经网络后直接输出得到传输码元。

在基于DNN的参考信号重构方案中,一方面 由于基于数据驱动的DNN模型需要大量训练数据



图 1 参考信号重构流程图

来优化参数:数据集越多,模型的泛化能力越强, 因此首先需要解决训练数据集的获取问题;另一方 面,线上恢复传输符号时必须部署一个已经完成训 练且参数优化为最佳的DNN模型,因此需要在线 下解决DNN模型的搭建和训练问题。所以接下来 将对这两个问题进行介绍。

#### 2.1 训练数据集的获取

实验首先需要获取足够多的OFDM波形外辐射 源雷达参考通道信号样本数据用于DNN模型训练。 然而由于实测信号往往只能反映单一信道状态,而 研究者根据信道统计信息已经建立了许多能够很好 地描述真实信道的信道模型,依照这些模型,结合 OFDM调制技术,就可以获取足够丰富的训练数 据;因此本文用于DNN模型训练的参考通道信号 训练集和测试集数据通过仿真得到,相较于实测数 据具有参数设置灵活和信道状态多样的优势。

仿真数据集的获取流程如图2所示。具体步骤 为首先将发送端的串行输入二进制码元 $\{S_k\}$ 进行星 座映射、插入导频、串并转换和离散傅里叶逆变换 (Inverse Discrete Fourier Transform, IDFT)得到 OFDM符号,接着插入CP,将符号尾部的一段复 制到前端,然后进行并串转换和信号频谱搬移(图2 中 $f_c$ 为发射端载波频率,n为子载波序号,T为码元 周期)得到发射信号序列 $\{x(n)\}$ ,最后通过数模转 换(Digital to Analog Converter, DAC)得到发射端 时域连续信号。将多径信道描述为复随机变量  $\{h(n)\}_{n=0}^{N-1}, n$ 表示多径序号,雷达参考通道信号的 时域模型可以表示为

$$y(n) = x(n) \otimes h(n) + w(n) \tag{1}$$

其中, ⊗表示循环卷积, w(n)为加性高斯白噪声, x(n)为传输信号。对通过式(1)得到的仿真参考通



道信号进行模数转换(Analog to Digital Converter, ADC)得到时域序列 $\{y(n)\}$ ,接着进行相干解调,将参考信号变换为基带信号,然后进行串并转换和移除CP得到有效传输符号,最后提取其实部虚部

将通过上述步骤得到的仿真数据集中有效传输 符号的实部虚部串联序列{*R<sub>k</sub>*}和二进制码元序列 {*S<sub>k</sub>*}设定为DNN模型的输入和标签,使得网络输 出可以直接恢复传输数据。另外需要说明的是,在 下文对DNN模型进行重构性能分析的时候,通过 分别加入不同的干扰项,如插入导频时减少导频数 目、插入CP时将前一符号的尾部复制到后一符号 的前端以此模拟CP的移除、并串转换后对高PAPR 信号通过设定阈值实现时域加窗滤波、建立多径信 道模型、频率同步时加入CFO估计误差ε、符号同 步时设定有效符号起始点位置超前或滞后以及将上 述干扰叠加来获取具有特定特征的数据集用于网络 训练。

#### 2.2 DNN模型的搭建与训练

得到序列 $\{R_k\}$ 。

深度学习算法目前大多基于DNN,通过合理 设计DNN模型可以有效地近似和拟合任意复杂的 函数,提取并隐式处理特征。DNN分为输入层、 输出层和隐含层,网络的每一层都由许多神经元组 成,层与层间采用全连接结构,模型结构如图3所 示,每个神经元的输出都是前一层神经元输出线性 加权和的非线性函数,非线性函数可能是ReLU函 数或者Sigmoid函数等,其函数表达式分别为

$$f_{\rm R}(x) = \max(0, x) \tag{2}$$

$$f_{\rm S}(x) = \frac{1}{1 + {\rm e}^{-x}} \tag{3}$$

神经网络的输出为输入的非线性变换的级联, 在数学上可以表示为

$$z = f(I, W) = f^{(l-1)}(f^{(l-2)}(\cdots f^{(1)}(I)))$$
(4)

其中, I表示网络输入, l表示网络层数, W表示网



络权值, f(.)表示包含激活函数的非线性变换。

模型参数即神经网络权值和偏置需要在线上部 署前完成优化。优化的参数通过训练集进行有监督 学习得到。仿真训练时选取均方误差损失函数

$$L_2 = \frac{1}{N} \sum_{k} \left( \hat{X}(k) - X(k) \right)^2$$
(5)

其中, *X*(*k*)为预测值, *X*(*k*)为标签, 在实验中为 二进制码元。在DNN模型中, 损失函数优化极值 求解的过程最常见的一般是通过梯度下降法来一步 步迭代完成的, 实验采用批量梯度下降法即每次权 值调整发生在批量样本输入之后, 这样可以加快训 练速度且不易陷入局部最优值。

实验使用了5层DNN模型(1层输入层、1层输 出层、3层隐含层),各层神经元个数对应为256, 512,250,120和16。输入层神经元个数对应于每一 个传输帧的实部虚部数目。传输数据每16 bit分为 一组作为标签各自对单一模型进行训练和预测,每 个模型的输出共同串联成最终输出。借鉴文献[13] 提出的5层DNN模型,且选用ReLU函数作为输入 层和隐含层中的激活函数,以加快DNN模型的收 敛速度;为了便于计算BER,选用Sigmoid函数作 为输出层的激活函数,使得目标输出为0,1序列、 便于输出端计算BER。再将DNN输出值减去0.5并 通过符号函数映射得到1,-1序列,符号函数表达 式为

$$y = \begin{cases} 1, & x \ge 0\\ -1, & x < 0 \end{cases}$$
(6)

最终将序列中的-1替换为0即可得到传输码元。 为了避免选用Sigmoid函数容易导致神经元饱和和 梯度消失问题,模型参数即权值和偏置初始值设定 为服从标准差为0.1的截断正态分布的随机数,优 化器选取能够自适应调节学习率的均方根梯度下降 算法(Root Mean Square Propagation, RMSProp) 进行优化,学习速率初始值设置为0.001并随着迭 代次数的增加逐渐减小。训练阶段的每次迭代生成 50批次样本数据,每批次样本数据大小为1000组时 域信号和1000组分组后的码元,模型参数更新在每 批次样本数据输入后<sup>[14]</sup>。线上部署阶段将分组训练 的DNN模型输出结果拼接在一起,得到完整的比 特序列,然后重复再调制过程完成参考信号的重构。

## 3 实验结果分析

为了分析所提方法的性能,本节不仅展示了理想情况下基于DNN的参考信号重构性能与传统方法重构性能的比较结果;而且考虑到实际雷达中不可避免地会存在各种系统参数对重构性能的影响,还对所提方法在不同导频数量、CP的有无、存在多径影响、存在STO、存在CFO和对高PAPR信号进行时域加窗滤波等情况下与传统方法进行了性能对比以及鲁棒性分析。文献[15]指出BER的高低可以显示外辐射源雷达参考信号的重构性能:误码率越高,参考信号与发射信号的相似性越低,从而降低了参考信号与监测信号的相关程度,进而会对杂波抑制性能和匹配滤波的结果造成影响。因此本文也是基于BER准则对参考信号重构性能进行对比分析。

实验设定OFDM波形信号为64个子载波,CP 长度设定为16,调制方式为正交相移键控。信道遵 循无线世界倡议的新型无线电模型WINNER II, 载波频率为2.6 GHz,路径数为24,最大延迟为 16个采样周期的典型城市信道模型<sup>[16]</sup>。通过理论模 型获取信道响应参数集合后,随机抽取该集合中的 3/4作为信道响应训练集,其余1/4作为信道响应测 试集。用作网络输入的时域信号训练集和测试集是 分别通过随机抽取相应的信道响应集中的参数生成 的。理想情况下,实验设定导频排列方式为块状类 型,通过周期性地发射OFDM符号(此处称为导频 符号)以进行信道估计,其中每个导频符号上的所 有子载波都用作导频;设定每一个数据帧由一个导 频符号和一个数据符号组成,且同一数据帧的信道 响应视为不变;不同帧间的信道响应改变。

#### 3.1 导频数目影响

基于导频的信道估计是在发送端发送数据中插 入导频,然后接收端根据已知的导频及接收数据计 算导频位置的信道信息,进而获得传输数据位置的 信道信息恢复传输数据,但由于射频干扰等问题会 对导频产生污染,导致导频可用数目减少,实验通 过减少导频数目来探究这一问题对重构性能的影响。

图4给出了导频数据影响分析曲线,结果分析如下:(1)理想情况下,导频符号包含64个导频信息被用于信道估计,从图中可以看出LS方法BER

最高,MMSE方法展现出了最低的BER,基于 DNN的方法相较于LS方法展现出了更低的BER, 并与MMSE方法相差无几。实验结果表明DNN能 够通过训练学习OFDM波形信号的参考信道特征, 相较于LS的简单线性信道估计方法,DNN通过复 杂的函数映射和迭代训练更能学习到参考信道特 征,使其参考信号重构性能优于LS方法,与需要 信道先验信息的MMSE方法重构性能相差很小; (2)在探究导频数目对重构性能影响的实验中,导 频符号导频数减少为8,从图4可以看出LS和MMSE 方法的BER曲线在信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)高于15dB时趋于饱和,此时基于DNN的方法 在SNR增加时仍然能够使BER保持线性下降,且 几乎与使用64导频的LS方法的BER曲线一致。在 导频数目减少的情况下,DNN方法依然能够深度 挖掘包含信道状态信息的时域信号和传输码元之间 的映射关系,相较于直接依赖导频处信道状态信息 的传统方法展现出了更好的重构性能。

#### 3.2 移除CP的影响

CP能够将物理信道的线性卷积转换为循环卷 积并且作为保护间隔能够降低多径带来的符号间干 扰,使得快速傅里叶变换运算时间内各个子载波都 是完整的周期,保护了子载波间的正交性,但它在 传输过程中占用频谱且损耗功率。为了比较DNN 方法与传统方法的抗多径性能,本次实验探究了 CP的移除对方法重构性能的影响。

图5展示了DNN与传统方法在有无CP的情况 下反映参考信号重构性能的BER曲线。从数据中可 以看出,在SNR高于15dB时,MMSE和LS的 BER曲线趋于饱和,重构性能难以进一步优化,但 DNN的方法仍然高效且BER曲线稳定下降,重构 性能明显优于MMSE,更优于LS。实验中,传统 方法由于多径的影响无法准确获取导频处信道状态 信息导致重构性能下降,而多参数DNN模型在线



下训练阶段通过迭代优化调节参数可自主学习包含 多径的参考信道特征,使得线上部署时DNN方法 在应对CP的移除时相较于传统方法具有更好的适 应性。

#### 3.3 多径的影响

相较于传统主动雷达,外辐射源雷达由于无法 选址,通常会遭受更复杂的信道环境影响,其中最 常见的影响就是复杂多径。当发送端发送信号导频 信息完整时,为了进一步比较DNN方法与传统方 法的抗多径性能,本次实验在信道响应训练集中选 定一个复杂多径(脉冲响应如图6所示)用于网络输 入数据的生成。此复杂多径包含了8条路径,其中 7条路径的归一化幅值明显,这会对信号产生较大 衰减。本次实验的具体步骤为:首先随机生成理想 情况下包含64个导频的发射端时域信号,然后将信 号与选定的复杂多径进行卷积、并加入信道噪声, 得到1000组用于网络输入的时域测试数据。通过对 比经DNN模型和传统LS、MMSE处理后的平均解 调BER,来展示所提方法在外辐射源雷达复杂多径 下的性能。

图7给出了导频信息完整但存在多径时DNN方 法与传统方法的重构性能差异BER曲线,当SNR 高于15 dB时,DNN方法的BER接近于0。从数据 中可以看出,DNN的BER值明显比传统方法更低。



第43卷



因此在该信道响应参数情况下,DNN的重构性能 优于传统方法。表明DNN方法凭借其深层、级 联、非线性结构相较于传统方法在该信道响应参数 情况下更能抵抗多径干扰。

#### 3.4 STO的影响

在传统方法中,为了接收机进行N点快速傅里 叶变换,需要在OFDM符号周期内得到发射信号的 精确采样。因此在得到OFDM波形参考通道信号后 需要进行符号同步。确定OFDM符号有效部分的起 始时刻可以利用循环前缀与符号内相关性实现<sup>[17]</sup>。 通过滑动相关计算相关峰值的定时同步方法虽然比 较精确但有时候仍然会存在误差,如果接收端信号 存在STO,主要分为两种情况,通过相位补偿即可 恢复的定时超前和破坏了子载波间正交性的定时滞 后,此时接收端时域信号可以表示为

$$y(n) = x(n-d) \otimes h(n) + w(n) \tag{7}$$

其中, *d*为未知的STO, 实验设定为[-2, 2]即超前 或滞后两个样值范围内的随机数。

图8展示的是当OFDM波形参考通道信号存在 STO时3种方法的BER曲线,利用信道相关矩阵来 估计信道状态的MMSE方法由于先验信道信息与实 际信道信息之间存在STO,几乎无法准确估计出信 道响应,LS方法在SNR大于20 dB时BER曲线开始 下降平缓,重构性能趋近于最优,而DNN的BER 曲线仍在下降,BER值远低于MMSE和LS方法, 相较于传统方法在存在STO时对"误认"的导频处 信道信息的直接使用,DNN模型通过自适应参数 调节,拟合包含STO的复杂信道函数,使其重构性 能明显优于MMSE和LS。

#### 3.5 CFO的影响

由于外辐射源雷达接收端与发射端广播系统采 用独立的时钟源,因此收发两端之间会存在CFO, 通常在接收端需要对 CFO 进行估计并补偿,但估 计值肯定会与真实值之间存在一定的偏差,使得接 收端存在一定的残余 CFO<sup>[15]</sup>,造成接收信号相位 旋转,对有用信号产生衰减,小数倍偏移会造成采 样点不在顶点,产生严重的子载波间干扰。实验设 定CFO估计误差 $\epsilon$ 在0.02倍载波间隔量级以下,误 差值 $\epsilon$ 为[-0.02, 0.02]范围内的随机数。

图9展示了存在CFO的情况下,3种方法的 BER曲线,从图中可以看出,基于DNN的方法与 MMSE方法BER相差很小,且明显优于LS,相较 于LS方法对存在CFO误差的导频处信道信息的直 接使用,DNN模型的多参数级联结构更能拟合包 含CFO的复杂信道函数,使得DNN方法的重构性 能与MMSE相近且优于LS方法。说明DNN模型能 够学习到包含CFO的信道特征,在存在CFO的情 况下,也能很好地实现参考信号的重构。

#### 3.6 限幅和滤波的影响

OFDM波形信号在经过IDFT运算后所有的子载波相加使得时域的发射信号会有很高的峰值,与单载波信号相比的一个显著的缺点就是高PAPR。 事实上,高PAPR既降低了发射机功率放大器的效率,也降低了数/模转换器和模/数转换器的量化噪声比值,所以它是OFDM系统中最不利的因素之一,采用限幅或滤波的方法可以有效减小PAPR<sup>[18]</sup>。



然而,限幅之后的信号存在非线性噪声,降低了估 计性能。限幅后的发射端时域信号可以表示为

$$\hat{x}(n) = \begin{cases} x(n), & |x(n) \le A| \\ Ae^{j\phi(n)}, \\ {\mathbb{X}} the \end{cases}$$
(8)

其中,A代表阈值,  $\Phi(n)$ 代表信号x(n)的相位。

图10展示了当OFDM信号受到了限幅噪声的污 染时传统方法和DNN方法的BER曲线。实验结果 显示,当限幅比CR=A/σ(σ表示信号的均方根值) 为1时,基于DNN的方法优于LS方法且与MMSE方 法BER相差很小,相较于LS方法直接使用引入了 限幅噪声的导频处信道信息,DNN方法可深度挖 掘包含限幅噪声的时域信号与传输码元之间的映射 关系,使得DNN方法的重构性能与MMSE相近且 优于LS方法。



图 10 存在限幅噪声影响的BER分析

#### 3.7 鲁棒性分析

仿真实验参数的设定通常高度依赖线性、平稳 和易处理的理想情况,在上述实验中,每次实验只 改变一种系统参数分析其影响。但在实际应用中, 系统会存在更多变量,也可能存在许多缺陷和未知 影响。而精确模型无法很好地捕获这些缺陷和未知 影响,导致现有的重构方法在实际应用中总是遭受 性能下降的困扰。这要求训练模型需要具有相对较 强的鲁棒性来适应这些变化,分析多种系统变量带 来的误差底线。

图11展示了当上述所有的干扰叠加在一起,即 只使用8导频、省略CP、存在多径干扰、STO在两 个样值范围内、CFO估计误差在0.02倍的载波间隔 范围内、存在非线性限幅噪声的情况下,比较了 DNN和传统方法的BER大小。从结果来看,基于 数据驱动的DNN方法BER明显低于传统方法。 DNN强大的表征能力在一定程度上克服了包含多 种系统参数影响时复杂信道建模方面的限制。相较 于传统方法对信道状态信息的简单处理,DNN深



度挖掘了时域信号与传输码元的复杂映射关系,使 得其参考信号重构性能明显优于传统方法,展现其 对通信系统未知影响更强的鲁棒性,但相较于理想 环境下的检测性能有一定的差距。

## 4 结论

本文基于"解调-再调制"的参考信号重构思 想提出了一种联合OFDM解调、信道估计、信道均 衡和星座点逆映射的DNN参考信号重构方法,能 深度挖掘并建立从接收时域符号到传输码元之间的 映射关系。在生成了仿真数据集和搭建并训练了DNN 模型的基础上,根据BER大小比较了DNN方法和 传统方法在理想情况下与存在参数影响情况下的参 考信号重构性能。结果表明DNN能够通过训练学 习到OFDM波形外辐射源雷达复杂的参考信道特 征,在应对更少的导频数目、移除CP、存在多径 干扰和存在STO的情况下相较于传统方法展现出了 更优的重构性能;在理想情况、存在CFO和高 PAPR信号限幅情况下与MMSE方法相差无几且优 于LS方法; 在叠加所有干扰的情况下, DNN的重 构性能明显优于传统方法。这证明了DNN模型具 有很好的泛化能力来应对无线信道复杂的干扰和失 真问题,为DNN应用到OFDM波形外辐射源雷达 的参考信号获取提供了一条新思路。

#### 参考文献

- WELSCHEN S, LEUCHTMANN P, LEUTHOLD J, et al. Localization of micro unmanned aerial vehicles using digital audio broadcast signals[C]. 2020 IEEE Radar Conference (RadarConf20), Florence, Italy, 2020: 1–6.
- [2] PŁOTKA M, MALANOWSKI M, SAMCZYŃSKI P, et al. Passive bistatic radar based on VHF DVB-T signal[C]. 2020 IEEE International Radar Conference (RADAR), Washington, USA, 2020: 596–600.
- [3] CHEN Geng, TIAN Bo, GONG Jian, et al. Passive radar channel estimation based on PN sequence of DTMB

signal[C]. 2020 IEEE 11th Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM), Hangzhou, China, 2020: 1–4.

[4] 赵志欣,周新华,洪升,等.基于载波域自适应迭代滤波器的无源雷达多径杂波抑制方法[J].电子与信息学报,2018,40(12): 2841-2847. doi: 10.11999/JEIT180097.
ZHAO Zhixin, ZHOU Xinhua, HONG Sheng, *et al.* Multipath clutter rejection approach based on carrier domain adaptive iterative filter in passive bistatic radar[J].

domain adaptive iterative inter in passive bistatic radar[5]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, 40(12): 2841–2847. doi: 10.11999/JEIT180097.
[5] 万显荣,刘玉琪,程丰,等.基于信道分段平滑的外辐射源雷达 非平稳杂波抑制方法[J].电子与信息学报, 2020, 42(1):

132–139. doi: 10.11999/JEIT190754.
WAN Xianrong, LIU Yuqi, CHENG Feng, et al. Nonstationary clutter suppression method for passive radar based on channel segmentation and smoothing[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(1): 132–139. doi: 10.11999/JEIT190754.

- [6] WEN Jinfang, YI Jianxin, and WAN Xianrong. Sparse representation for target parameter estimation in CDRbased passive radar[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 18(6): 1024–1028. doi: 10.1109/LGRS. 2020.2991743.
- [7] 吕晓德,张汉良,刘忠胜,等. 基于LTE信号的外辐射源雷达同频基站干扰抑制方法研究[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(9):
  2123-2130. doi: 10.11999/JEIT180904.
  LÜ Xiaode, ZHANG Hanliang, LIU Zhongsheng, et al.
  Research on co-channel base station interference suppression method of passive radar based on LTE signal[J]. Journal of

Electronics & Information Technology, 2019, 41(9): 2123–2130. doi: 10.11999/JEIT180904.

- [8] ZHENG Xiaokun, JIANG Ting, and XUE Wenling. Improving passive radar target recognition using a convolution composite WiFi preamble[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(12): 6470–6477. doi: 10.1109/JSEN. 2020.2974234.
- [9] GAO Yongchan, LI Hongbin, and HIMED B. Joint transmit and receive beamforming for hybrid active-passive radar[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 24(6): 779–783. doi: 10.1109/LSP.2017.2692777.
- [10] ZHANG Xun, YI Jianxin, WAN Xianrong, et al. Reference signal reconstruction under oversampling for DTMB-based passive radar[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 74024–74038. doi: 10.1109/ACCESS.2020.2986589.
- [11] 陈赓,田波,宫健,等.基于深度学习的DTMB外辐射源雷达参考信道估计[J].空军工程大学学报:自然科学版,2020,21(2):
   61-64. doi: 10.3969/j.issn.1009-3516.2020.02.009.
   CHEN Geng, TIAN Bo, GONG Jian, et al. DTMB passive

radar reference channel estimation based on deep learning[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2020, 21(2): 61-64. doi: 10.3969/j.issn.1009-3516.2020.02.009.

- [12] HA Changbin and SONG H K. Signal detection scheme based on adaptive ensemble deep learning model[J]. *IEEE* Access, 2018, 6: 21342–21349. doi: 10.1109/ACCESS.2018. 2825463.
- [13] YE Hao, LI G Y, and JUANG B H. Power of deep learning for channel estimation and signal detection in OFDM systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2018, 7(1): 114–117. doi: 10.1109/LWC.2017.2757490.
- [14] CHENG Xing, LIU Dejun, ZHU Zhengyu, et al. A ResNet-DNN based channel estimation and equalization scheme in FBMC/OQAM systems[C]. 2018 10th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP), Hangzhou, China, 2018: 1–5.
- [15] 赵志欣, 万显荣, 谢锐, 等. 载波频偏对正交频分复用波形外辐射源雷达性能影响的研究[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(4): 871-876. doi: 10.3724/SP.J.1146.2012.01011.
  ZHAO Zhixin, WAN Xianrong, XIE Rui, et al. Impact of carrier frequency offset on passive bistatic radar with orthogonal frequency division multiplexing waveform[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(4): 871-876. doi: 10.3724/SP.J.1146.2012.01011.
- [16] KYÖSTI P, MEINILÄ J, HENTILÄ L, et al. IST-4-027756
   WINNER II D1.1. 2 v1.2 WINNER II channel models[R]. 2007.
- [17] 张秀艳,刘珈池.基于ZC序列的OFDM系统定时同步改进算 法[J].吉林大学学报:信息科学版,2019,37(6):610-616.doi: 10.19292/j.cnki.jdxxp.2019.06.004.
  ZHANG Xiuyan and LIU Jiachi. Improved timing synchronization algorithm for OFDM system based on ZC sequence[J]. Journal of Jilin University: Information Science Edition, 2019, 37(6): 610-616. doi: 10.19292/j.cnki.jdxxp.
- [18] LI Xiaodong and CIMINI L J. Effects of clipping and filtering on the performance of OFDM[J]. IEEE Communications Letters, 1998, 2(5): 131-133. doi: 10.1109/ 4234.673657.

2019.06.004.

- 赵志欣:女,1986年生,副教授,研究方向为外辐射源雷达,雷达 信号处理.
- 戴文婷:女,1996年生,硕士生,研究方向为外辐射源雷达信号 处理.
- 陈 鑫: 男,1993年生,硕士生,研究方向为外辐射源雷达信号 处理.
- 何仕华: 男,1996年生,硕士生,研究方向为外辐射源雷达杂波 抑制.
- 陶平安: 男,1997年生,硕士生,研究方向为外辐射源雷达杂波 抑制.

责任编辑:余 蓉