

文章编号: 1672-8785(2025)06-0034-08

基于 Delta-Sigma 调制和复值神经网络 均衡的有限带宽亚太赫兹 1024-QAM 传输

马 源 龙健宇 徐思聪 周 雯*

(复旦大学电磁波信息科学教育部重点实验室, 上海 200433)

摘 要: 太赫兹技术由于频谱资源丰富, 在下一代无线通信中有着巨大潜力。基于电子设备的系统用于生成太赫兹波时设备带宽非常有限, 限制了系统吞吐量增长, 而光子辅助太赫兹系统价格昂贵且结构复杂。为了解决这个问题, 提出了一种使用 Delta-Sigma 调制(Delta-Sigma Modulation, DSM)的太赫兹系统。在研究中生成一组 0.15 THz 的 1024-QAM 信号并成功演示了一个 2 m 自由空间无线太赫兹波传输系统。此外, 受到 DSM 解调中快速误差传播的启发, 提出将数字信号处理(Digital Signal Processing, DSP)与复值神经网络(Complex-Valued Neural Network, CVNN)相结合的方法以提高 1024-QAM 信号的误码率(Bit Error Rate, BER)性能。当 BER 软判决为 2×10^{-2} 时, 接收机的灵敏度提高了 0.5 dB。本文方法能够有效解决传统正交幅度调制(Quadrature Amplitude Modulation, QAM)中噪音带来的问题, 以提高适应于带宽不足的电子设备的频谱效率。

关键词: 太赫兹系统; Delta-Sigma 调制; 复值神经网络

中图分类号: TN92 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2025.06.005

Bandwidth-Limited Sub-THz 1024-QAM Transmission Based on Delta-Sigma Modulation and Complex-Valued Neural Network Equalization

MA Yuan, LONG Jian-yu, XU Si-cong, ZHOU Wen*

(Key Laboratory for Information Science of Electromagnetic Waves (Ministry of Education),
Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: Terahertz (THz) technology has great potential in the next generation of wireless communications due to its abundant spectrum resources. Electronic device-based systems have very limited device bandwidth when used to generate THz waves, which restricts the growth of system throughput, while photonics-aided THz systems are expensive and complex in structure. To solve this problem, a terahertz system using Delta-Sigma modulation (DSM) is proposed. In the study, a set of 0.15 THz 1024-QAM signals is generated and a

收稿日期: 2024-09-09

基金项目: 国家自然科学基金项目(62127802; 62331004; 61720106015; 61835002)

作者简介: 马源(1996-), 男, 辽宁丹东人, 硕士, 主要研究领域为毫米波光通信中的机器学习算法。

*通讯作者: E-mail: zwen@fudan.edu.cn

2-meter free-space wireless THz wave transmission system is successfully demonstrated. In addition, inspired by the rapid error propagation in DSM demodulation, a method combining digital signal processing (DSP) with complex-valued neural network (CVNN) is proposed to improve the bit error rate (BER) performance of 1024-QAM signals. When the BER soft-decision is 2×10^{-2} , the sensitivity of the receiver is improved by 0.5 dB. The method proposed in this paper can effectively solve the problems caused by noise in traditional quadrature amplitude modulation (QAM) to improve the spectrum efficiency of electronic devices with insufficient bandwidth.

Key words: terahertz system; Delta-Sigma modulation; complex-valued neural network

0 引言

太赫兹频段在短距离无线通信系统中具有吸引力,因为它们拥有丰富的频谱资源并能提供巨大的吞吐量^[1]。太赫兹无线通信技术已在许多场景中投入使用,如 5G 前端传输大量数据。然而,高速传输的前提条件之一是广泛的系统带宽。尽管许多报告称光子辅助的太赫兹系统方法可以解决带宽问题,但光子技术对于商业用途来说仍然昂贵且复杂。由于电气方法不仅具有简单的系统结构,而且易于集成,因此它们在太赫兹系统中具有广阔的应用前景^[2-4]。尽管如此,受到带宽不足的限制,基于电气组件产生太赫兹波仍是一个挑战。

为了保持太赫兹系统结构的简洁性,同时不受限于电气设备的带宽,DSM 成为一个引人注目的解决方案^[5-7]。通常,考虑到传输速率,单载波低阶 QAM 或正交频分复用(Orthogonal Frequency-Division Multiplexing, OFDM)的传输会占用较大的带宽。随着传输速率需求的迅速增长,很快就达到设备带宽的瓶颈。尽管单载波高阶 QAM 传输可以通过节省电气设备的带宽来提高频谱效率,但由设备和通道引起的线性与非线性噪声又会显著影响信号恢复。DSM 技术有能力解决这些问题。通过对数字模拟转换器(Digital-to-Analog Converter, DACS)进行过采样,仅使用 1 位量化,传输信号的带宽将被压缩到一个小范围内,因此频谱效率将显著增加^[7]。此外,经过 DSM 处理后,量化和非线性噪声明显减少,增强了系统的抗噪能力。

尽管 DSM 确保了低信号带宽并减轻了各种噪声,但在传输过程中,太赫兹信号在接收端仍然变得难以区分。这是因为即使解调 DSM 信号时出现少量错误,也会导致错误比特的急剧增加。神经网络(Neural Network, NN)作为近年来流行的技术,具有强大的适应性,被广泛应用于无线通信和光纤通信,并取得了显著的成果^[8]。

我们小组提出了一个 CVNN 均衡器^[9],为通过噪声直接恢复 QAM 调制信号的端到端机器学习(Machine Learning, ML)实现提供了可能性。在 CVNN 的帮助下,接收器在恢复受损信号方面表现更好,特别是对抗非线性效应,相应地降低了接收器的灵敏度。

本文实验性地演示了一种 1024-QAM 0.15 THz 信号生成和 2 m 自由空间无线传输系统。基于 DSM 可以解决电气设备的带宽限制问题。当满足软判决前向纠错(Soft-Decision Forward Error Correction, SD-FEC)阈值为 0.02 时,15 Gbit/s 1024-QAM 可以在该系统中成功传输。此外,在 BER 软判决为 2×10^{-2} 的情况下,借助 CVNN 的帮助,接收机的灵敏度提高了 0.5 dBm。

1 实验设置

DSM 在移动前传应用中得到了广泛的研究。它可以通过数字端口传输模拟信号,而且 DSM 的解调过程只需要一个低通滤波器。图 1(a)展示了 DSM 的工作原理,图 1(a)中的插图(i)说明了所需的模拟信号频谱。首先,如图 1(a)中的插图(ii)所示,DSM 对模拟信号进行过采样,以便扩展奈奎斯特带宽。在该波段中

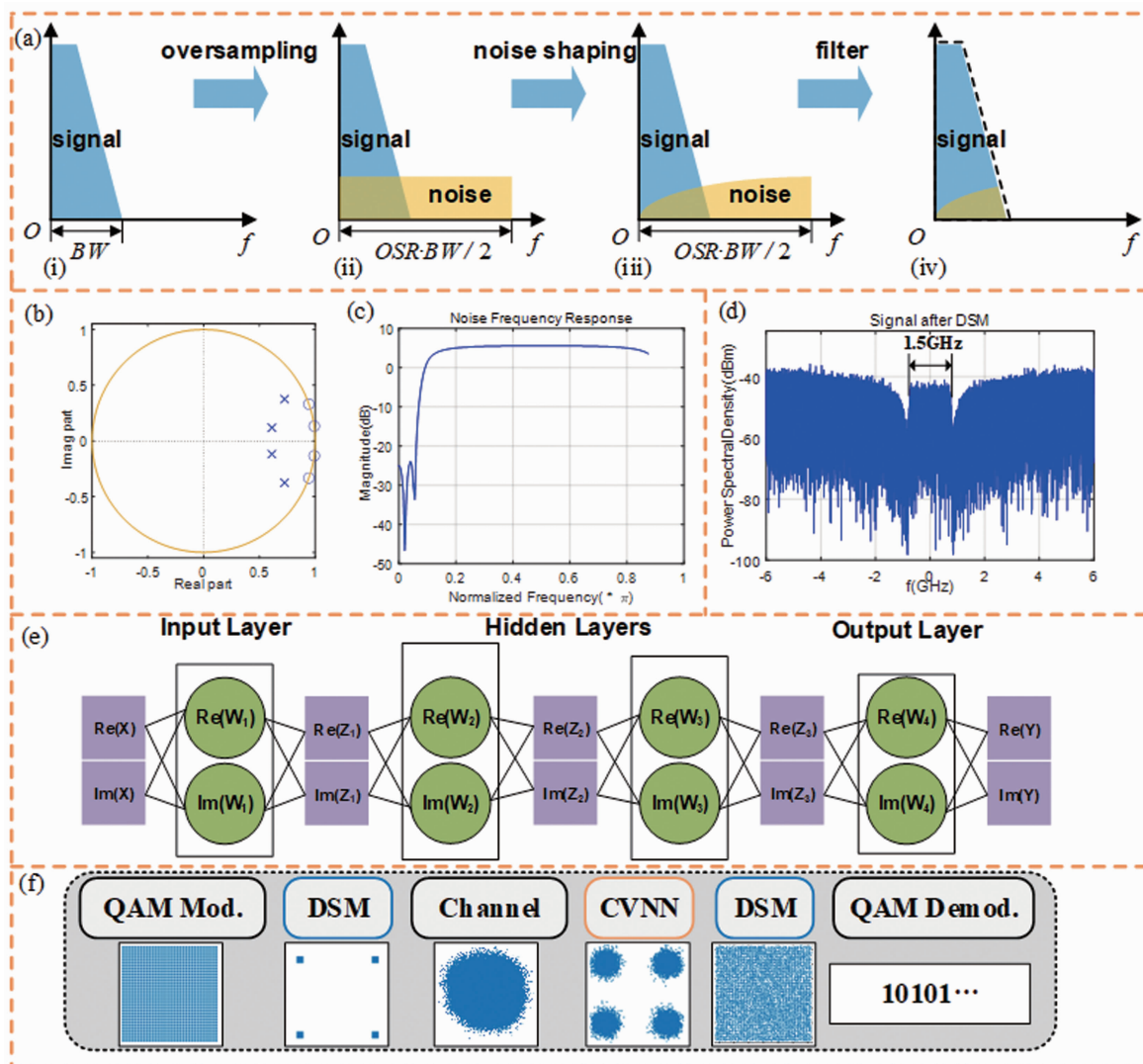


图 1 DSM 原理图: (a) 功率谱: (i) 带宽为 BW 的模拟信号; (ii) 过采样后带有量化噪声的数字信号 (OSR 是过采样比率, 量化噪声可以在奈奎斯特图示中看到); (iii) 经过噪声整形, 部分(ii)中的量化噪声被推到信号带宽 BW 之外; (iv) 通过低通滤波器后的信号, 也是 DSM 信号的解调结果, 从 BW 中推出的量化噪声减少; (b) 噪声整形函数的零极点; (c) 噪声整形函数的频率响应功率 (注意在基带中量化噪声有相当低的响应, 而在高频区域噪声有大约 5 dB 的增益, 因此量化噪声被推出低频区); (d) DSM 后的 QPSK 信号频谱 (在 Tx 端 AWG 采样率为 12 GHz 时, QPSK 信号的双边带宽仅为 1.5 GHz); (e) CVNN 结构 (散点图显示了 CVNN 前后 QPSK 信号的差异); (f) 在我们设置中 DSM 与 CVNN 结合的简明示意图

到处都存在量化噪声。其次, 应用噪声整形函数, 使得更多的量化噪声被移出信号带外, 得到整个奈奎斯特区域的量化噪声不等式, 如图 1(a) 中的插图 (iii) 所示。这样, 信号被重新整形为一个可以直接发送的 1 比特开关键控 (On-Off Keying, OOK) 信号。最终, 在接收到 OOK 信号以及决策过程后, DSM 信号被恢复为 1 比特信号。通过适当的低通滤

波器处理, 可以恢复原始的模拟信号, 并移除信号带外的量化噪声。

图 1(c) 展示了 DSM 噪声整形函数的频率响应, 其零极点图如图 1(b) 所示。从噪声频率响应中可以看到, 对于归一化频率从零开始的基带数字信号, 其靠近零频率的量化噪声被强烈抑制, 从而提高了信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR)。

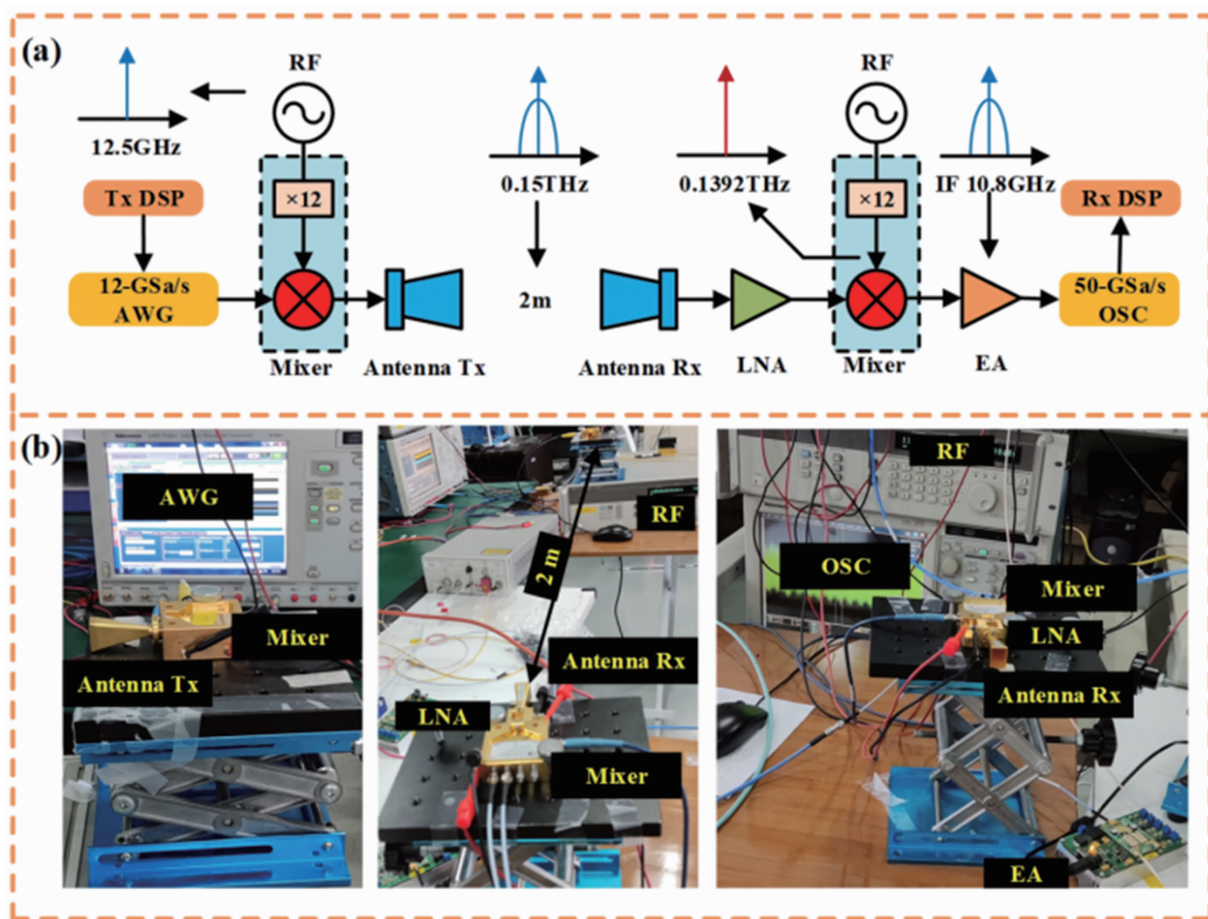


图 2 本文的原理图和实验装置:AWG 为任意波形发生器;RF 代表射频;LNA 代表低噪声放大器;EA 为电子放大器;OSC 为示波器

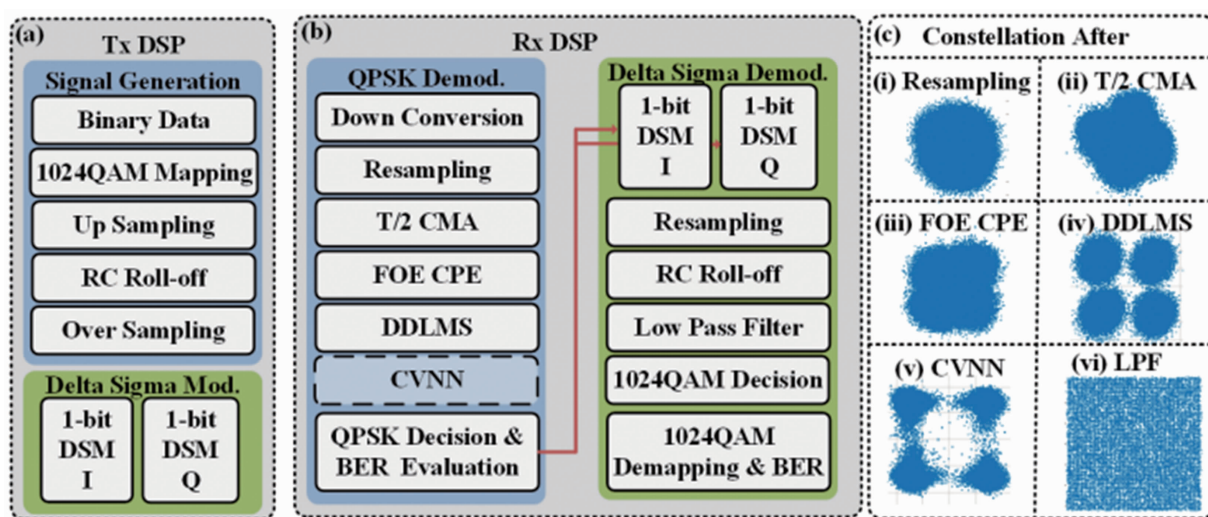


图 3 (a) Tx 端的离线 DSP 示意图; (b) Rx 端的离线 DSP 示意图; (c) 信号星座图经过以下处理后的表示: (i)重新采样; (ii) $T/2$ 常数模值算法 (Constant Modulus Algorithm, CMA); (iii)频率偏移估计 (Frequency Offset Estimation, FOE)和载波相位恢复 (Carrier Phase Recovery, CPE); (iv)决策直接最小均方 (Decision-Direct Least-Mean-Square, DDLMS); (v) CVNN; (vi)低通滤波器

CVNN 扩展了传统的深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)^[10]。CVNN 中的激活函数、权重初始化和批量归一化都是其复值扩展的形式。在采用复值扩展时,有意保留了复信号的同相和正交分量之间的本质关系^[9]。在本工作中, CVNN 具有两个完全连接的隐藏层, 且神经元数量相同。它的每个输出都是由相应的 301 个连续输入决定的。

系统设置如图 2 所示, DSP 如图 3 所示。首先, 在传输 DSP(Tx DSP)时生成伪随机二进制序列; 然后用其映射模式长度为 16384 的 1024-QAM 信号。为了使用根升余弦滚降滤波器, 首先将 1024-QAM 数据上采样到每个符号的两个样本。在经过根升余弦滚降滤波器(滚降因子为 0.1)处理后, 对数据进行过采样以实现 DSM 调制。过采样的数据被分为实部和虚部, 即同相分量和正交分量。这两个分量分别被独立地送入具有相同噪声整形函数的 DSM 调制中。DSM 输出两个只有 1 位的信号(模式长度均为 16384×8)。这两个 OOK 信号随后被合并成一个 QPSK 信号, 其功率谱如图 1(d)所示。然后, QPSK 信号被传送到 Tektronix AWG 进行传输。AWG 的采样率可达 12 GSa/s; 当采样率达到该值时, DSM 调制的双边带宽为 1.5 GHz, 如图 1(d)所示。

在发射端有一个高频信号源和一个集成混频器, 可以生成 RF, 并将 RF 乘以一个固定的 12 倍。在系统设置中, 我们将输出的 RF 设置为 12.5 GHz。它将传输 0.15 THz 太赫兹波。0.15 THz 太赫兹波与来自 AWG 的输出混合, 并通过天线 Tx 发送到自由空间。

在传输 2 m 后, 太赫兹波被接收天线 Rx 捕获。然后, 接收到的信号通过 LNA 进行放大。类似于发射端, 另一个集成的高频信号源输出一个 0.1392 THz 的波。放大的信号与 0.1392 THz 的波混合, 产生一个 10.8 GHz 的中频(Intermediate Frequency, IF)信号。在使用 EA 后, 最终信号被发送到一个 50 GSa/s 的 OSC 中, 捕获的离线数据供接收端数字信号处

理(Rx DSP)使用。

在接收端 DSP 中, 接收到的数据首先从 IF 被数字化下变频转换到基带。为了完全恢复从发射端 Tx 传输的 QPSK 信号, 我们对下变频信号进行重新采样以适应 AWG 的双倍采样率。借助一系列数字信号处理算法, 如 $T/2$ CMA、FOE、CPR 和 DDLMS, QPSK 信号可以大部分恢复。然后我们比较有无 CVNN 情况下 QPSK 信号的质量, 这将在接下来的内容中详细介绍。然后, 经过处理的 QPSK 信号进入决策阶段, 以恢复两个标准的 OOK 信号。

在 DSM 解调阶段, 两个 OOK 信号分别独立地通过重新采样进行处理, 即在发射端进行逆过采样。然后这些信号分别被送入滚降因子为 0.1 的根升余弦滚降滤波器。DSM 解调是在低通滤波器之后进行的, 正如先前在图 1(a)(iv)中所述, 输出原始 1024-QAM 信号的同相分量和正交分量。

2 实验结果与讨论

在这个传输实验中, 首先评估在不同 AWG 采样率下 QPSK 信号的 BER 以及 1024-QAM 信号的误码率。同时, 通过误码率观察 CVNN 的性能表现。然后调整 Tx 端的发送功率, 以评估传输功率对接收机的影响。

通过调整 AWG 中的采样率来调整实际传输的 QPSK 波特率。图 4 展示了从 7 到 12 的 QPSK 波特率下 QPSK 信号和 1024-QAM 信号的误码率性能表现。应当注意的是, 在没有使用 CVNN 时, 期望的 1024-QAM 信号即使在最严格的 12 Gbaud 情况下, 其误码率也低于 0.02 SD-FEC 阈值。

不难看出, 1024-QAM 信号的 BER 趋势与传输的 QPSK 信号的对应值密切相关, 且它们之间的关系不是线性的。QPSK 信号的误码率的轻微增加将导致 1024-QAM 信号的误码率显著增加。此外, 有趣的是, 即使传输的 QPSK 信号的误码率为 0, 换句话说, 即使 QPSK 信号在没有任何错误的情况下被完美接收, 即在 7 Gbaud 和 8 Gbaud 的情况下, 1024-

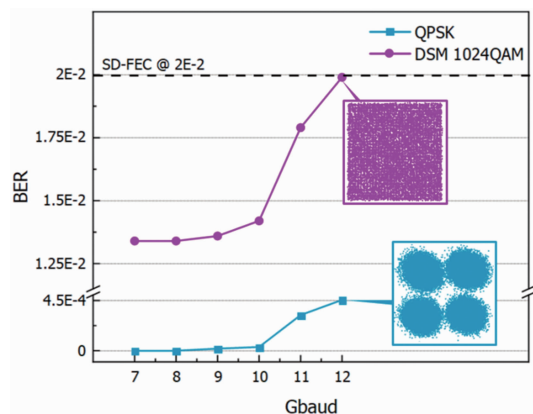


图 4 不同 AWG 采样率下 QPSK 和 1024-QAM 信号的 BER 性能对比

QAM 的比特错误率不能减到 0, 但可以减到一个趋于稳定的值 (本文例子中是 1.35×10^{-2})。这是由于 DSM 的内在原理所致。一旦像量化位数这样的参数给定, 噪声传递函数随后就被确定。这个噪声传递函数决定了信号带宽内剩余的量化噪声。在这种情况下, 由于信号带内的量化噪声不可移除, 即使 DSM QPSK 信号点被理想接收, 也无法保证 DSM 信号可以在没有比特错误的情况下恢复。

CVNN 的批处理大小也是一个关键参数, 可以显著影响均衡器的性能^[10]。由于 DSM 的过采样过程需要传输的数据量非常巨大, 使用 CVNN 时, 如果我们不使用批处理方法, 那么用于训练网络的计算量将会非常大。这不适用于本文的系统场景。因此, 我们应当考虑批处理大小这一参数。较大的批处理大小可以提高训练速度, 因为每次训练后权重值的更新都可以使其更加精确, 从而加快完成训练的速度。当批处理大小设置得当时, 梯度会变得较为准确。而过大的批处理大小会导致验证集与训练集性能之间出现明显的差距。此时, 即使再增加批处理大小也不会使梯度变得更加准确。另一方面, 较小的批处理大小会使训练过程的随机性更高, 即在训练过程中梯度包含更多的噪声。

图 5 展示了具有不同批处理大小时 QPSK 和 1024-QAM 信号的误码率性能。如上所述, 增加批处理大小会使更新梯度更准确, 从而有

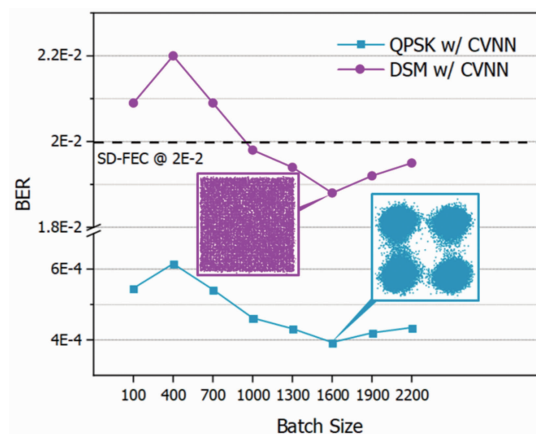


图 5 在不同批处理大小下, 经过 CVNN 训练的 QPSK 和 1024-QAM 信号的 BER 性能

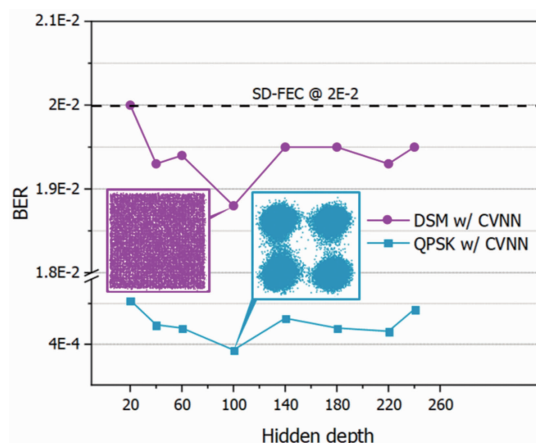


图 6 使用 CVNN 训练的 QPSK 和 1024-QAM 信号在不同隐藏层深度时的 BER 性能

效降低误码率。在图 5 中, 当批处理大小设置为 1600 时, 获得的误码率最低, 仅为 0.0189。相应地, 当批处理大小进一步增加时, 会出现达到局部最优的情况, 并且误码率略有增加。

图 6 展示了隐藏层神经元数量对误码率性能的影响。如果隐藏层中的神经元太少, 则会导致欠拟合。反之, 如果隐藏层的神经元过多, 则可能会导致过拟合。当神经网络具有过多节点和过强的信息处理能力时, 训练集中有限的信息不足以训练所有隐藏层中的神经元, 从而发生过拟合。即使训练数据包含足够的信息, 隐藏层中过多的神经元也会增加训练时间, 使得训练时间难以达到期望的效果。因此, 选择适当数量的隐藏层神经元至关重要。在这个实验中, 两个隐藏层的最佳神经元数量

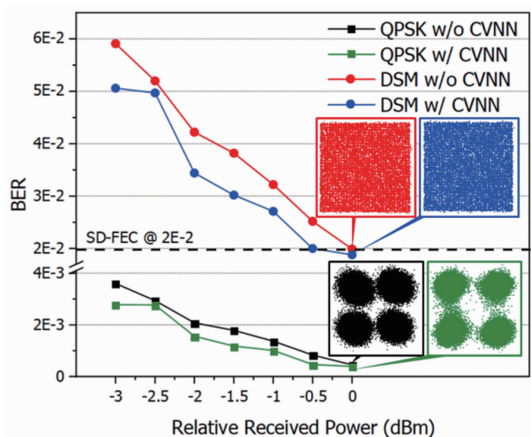


图 7 有无 CVNN 训练时 QPSK 和 1024-QAM 信号在不同接收功率下的 BER 性能

分别设定为 100。

通过降低 Tx 端的发射功率,我们获得了不同接收功率下 QPSK 和 1024-QAM 信号的误码率性能。在这种情况下, CVNN 被用来减轻 DSM 解调中误差传播的影响。图 7 展示了有无 CVNN 均衡器时 QPSK 和 1024-QAM 信号的误码率性能。很明显,更高的 SNR 改善了 1024-QAM DSM 信号的误码率性能。星座图分别给出了经过 DSM 后的 QPSK 图和经过 DSM 解调后的 1024-QAM 图。在使用 CVNN 均衡器后, 1024-QAM 信号的误码率显著降低。值得注意的是,在使用 CVNN 的情况下,当误码率为 2×10^{-2} 时,接收机的灵敏度提高了 0.5 dB。

3 结束语

通过使用相干检测在 2 m 的自由空间无线链路上实验性地展示了 0.15 THz 的太赫兹波传输。我们提出了一种 DSM 与 CVNN 相结合的方案,通过 1 比特量化实现了高频谱效率。一方面,这种方案缓解了电子设备带宽不足的影响,可以进一步提高系统的数据传输速率;另一方面,DSM 有效地缓解了非线性问题,并通过复值训练进一步处理了该问题。基于所提方案,本文比较了 QPSK 和 1024-QAM DSM 信号在不同传输采样率和接收功率下的误码率性能。结果显示,为了避免 DSM 解调信号的误码率快速上升,应该尽可能降低

QPSK 信号的误码率。为了实现这一目标,我们使用了 CVNN 均衡器,它可以显著降低 QPSK 和 1024-QAM 的误码率。借助 CVNN,当 SD-FEC 阈值为 2×10^{-2} 时,接收机的灵敏度提高了 0.5 dB。此外,我们还优化了批量大小和隐藏层深度,以达到更好的太赫兹系统性能。我们相信 DSM 在未来具有电带宽瓶颈的高速太赫兹传输中有较好的应用前景,未来我们也将提升太赫兹传输速率方面开展更多研究。

参考文献

- [1] Kawanishi T. THz and Photonic Seamless Communications [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2019, **37**(7): 1671–1679.
- [2] Li K, Yu J. Photonics-aided Terahertz-Wave Wireless Communication [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2022, **40**(13): 4186–4195.
- [3] Li X, Yu J, Chang G K. Photonics-Aided Millimeter-Wave Technologies for Extreme Mobile Broadband Communications in 5G [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2020, **38**(2): 366–378.
- [4] Li X, Yu J, Zhao L, et al. 132-Gb/s Photonics-Aided Single-Carrier Wireless Terahertz-Wave Signal Transmission at 450GHz Enabled by 64QAM Modulation and Probabilistic Shaping [C]. Santiago: 2019 Optical Fiber Communications Conference, 2019.
- [5] Wang J, Jia Z S, Campos L A, et al. Delta-Sigma Modulation for Next Generation Fronthaul Interface [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2019, **37**(12): 2838–2850.
- [6] Bai K, Zou D, Zhang Z, et al. Digital Mobile Fronthaul Based on Performance Enhanced Multi-Stage Noise-Shaping Delta-Sigma Modulator [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2021, **39**(2): 439–447.
- [7] Zhong L, Zou Y, Zhang S, et al. An SNR-improved transmitter of delta-sigma modulation supported ultra-high-order QAM signal for

- fronthaul/WiFi applications [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2022, **40**(9): 2780–2790.
- [8] Xu T, Xu T, Darwazeh I. Deep Learning for Interference Cancellation in Non-Orthogonal Signal Based Optical Communication Systems [C]. Xiamen: 2019 Photonics & Electromagnetics Research Symposium, 2019.
- [9] Zhou W, Shi J, Zhao L, et al. Comparison of Real- and Complex-Valued NN Equalizers for Photonics-Aided 90-Gbps D-band PAM-4 Coherent Detection [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2021, **39**(21): 6858–6868.
- [10] Tu Y, Lin Y, Hou C, et al. Complex-Valued Networks for Automatic Modulation Classification [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, **69**(9): 10085–10089.