

引用本文:王效兵,曹明华,夏皆平,等. BP神经网络辅助的混合调制超奈奎斯特大气光通信检测技术[J]. 光通信技术,2022,46(4):27-31.

BP神经网络辅助的混合调制超奈奎斯特大气光通信检测技术

王效兵,曹明华*,夏皆平,王惠琴,李文文,周洪涛

(兰州理工大学 计算机与通信学院,兰州 730050)

摘要:为进一步提高大气光通信系统的速率和可靠性,提出一种采用反向传播(BP)神经网络辅助检测方案以改善脉冲位置调制(PPM)和正交相移键控(QPSK)混合调制的超奈奎斯特(FTN)大气光通信系统误码率。对BP神经网络进行离线训练来提取信道特征,从而改善了系统在时变大气信道下的误码性能。仿真结果表明:与最大似然检测相比,在加速因子为0.8,误码率为 10^{-3} ,滚降因子分别为0.6和0.7时,该方法的系统误码性能可依次提高2.0 dB和1.5 dB;在加速因子为0.8,误码率为 10^{-4} ,滚降因子分别为0.8和1时,系统误码性能可依次提高2.0 dB和1.8 dB。

关键词:超奈奎斯特;反向传播神经网络;混合调制;误码率

中图分类号:TN914 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-5561(2022)04-0027-05

DOI:10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2022.04.005

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Detection technology of hybrid modulation faster-than-Nyquist atmospheric optical communication assisted by BP neural network

WANG Xiaobing, CAO Minghua*, XIA Jieping, WANG Huiqin, LI Wenwen, ZHOU Hongtao

(School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: In order to further improve the speed and reliability of atmospheric optical communication systems, a back-propagation (BP) neural network assisted signal detection method is proposed to improve the bit error rate for pulse position modulation (PPM) and quadrature phase shift keying (QPSK) hybrid modulated faster-than-Nyquist (FTN) atmospheric optical communications system. BP neural network is utilized to extract the channel characteristics, which improves the bit error performance of the system in time-varying atmospheric channels. The simulation results show that compared with the maximum likelihood detection, the system bit error performance can be improved by 2.0 dB and 1.5 dB when the acceleration factor is 0.8, the bit error ratio is 10^{-3} , and the roll off factor is 0.6 and 0.7, respectively. When the acceleration factor is 0.8, the bit error ratio is 10^{-4} , and the roll off factor is 0.8 and 1, the system bit error performance can be improved by 2.0 dB and 1.8 dB, respectively.

Key words: faster-than-Nyquist, back-propagation neural network, hybrid modulation, bit error ratio

0 引言

随着数据流量的快速增长,提升通信系统传输速率和频谱效率的技术^[1-5]成为学术界关注的热点^[6-7]。在大气光通信领域,超奈奎斯特(FTN)^[8]技术作为一种非正交传输技术,它通过压缩发送符号的时域/频域间

收稿日期:2022-05-31。

基金项目:国家自然科学基金项目(批准号:61875080)资助;甘肃省科技计划项目(批准号:20JR5RA472)资助。

作者简介:王效兵(1996—),男,硕士研究生,现就读于兰州理工大学计算机与通信学院,主要研究方向为无线光通信。参与省级科研项目1项,曾荣获甘肃省第一届集成电路创新创业大赛省级三等奖、校级一等奖2次和三等奖2次。

* **通信作者:**曹明华(1979—),男,博士,教授,主要研究方向为无线光通信理论、光无线融合技术等。



隔,在一个符号周期内重叠发送多个数据,从而打破了奈奎斯特脉冲波形的正交性^[9],实现了在有限带宽内传输更多数据的目的,再配合高阶调制^[10]和混合调制^[11]等技术可以大幅提高系统的传输效率。但信号正交性的破坏会导致码间干扰(ISI)增加,使得接收端译码复杂度变高。为保证系统误码率不变,就必须投入更多的计算资源提高传输速率。另外,当大气光通信系统采用混合调制时,信号复杂度的上升会导致系统误码率下降,需要采用检测算法保障系统性能。

随着数字信号处理能力的提升,利用神经网络补偿FTN信号性能损失的检测方案逐渐进入人们的视野。近年的研究显示反向传播(BP)神经网络在提高通信系统性能上具有巨大潜力^[12],特别是在信号检测和

译码算法方面,神经网络优化方案引起了广泛的关注^[12-13]。本文设计一套采用脉冲位置调制(PPM)和正交相移键控(QPSK)混合调制的FTN大气光通信系统,并利用BP神经网络实现接收端的信号检测。

1 系统模型

BP神经网络辅助的混合调制FTN大气光通信系统原理框图如图1所示。首先,发送端将要发送的二进制序列进行串/并转换,将一半数据映射成QPSK信号,另一半数据映射为4PPM信号,然后将QPSK信号加载到PPM信号上使2路信号合并构成4PPM-QPSK混合调制信号。该混合信号经FTN成型滤波器、数/模转换、发光二极管(LED)发送到大气信道中。接收端光电探测器(PD)将接收到的光信号转换为电信号,再经过模/数转换、匹配滤波、采样以及BP神经网络检测,最终恢复出发送序列。

图1中,一半数据进行QPSK映射后可表示为

$$S_{\text{QPSK}}(t) = \text{Re} \cdot \cos \omega_0 t - \text{Im} \cdot \sin \omega_0 t \quad (1)$$

其中,Re、Im分别表示信号的实部和虚部, ω_0 为信号频率。另一半数据进行PPM的过程是将 n 位比特信息映射到 2^n 个时隙上,即一个时隙长度 U 的PPM已调符号可发送的信息量为 $\log_2 U$ 。例如:若发送的比特组为 $M=(m_1, m_2, \dots, m_n)$,脉冲的时隙位置记为 u ;当采用4PPM映射,即 $U=4$ 时,脉冲位置 u 分别为0、1、2和3所对应的二进制码元组 M 分别为(0,0)、(1,0)、(0,1)和(1,1)。

将映射好的QPSK信号加载到4PPM信号上形成4PPM-QPSK混合调制信号,记为 $S_{\text{4PPM-QPSK}}$ 再对该混合

信号使用升余弦滤波 $r(t)$ 进行FTN成型,输出信号为 $S(t)$ 。 $S(t)$ 经过数/模转换后通过LD发送到信道中,记为 $S_{\text{FTN}}(t)$ ^[14],即

$$S_{\text{FTN}}(t) = \sqrt{G_{\text{OC}} S(t)} \cdot \exp[-(\omega_{\text{OC}} t + \varphi_{\text{OC}})] \quad (2)$$

其中, G_{OC} 表示光信号的平均发射功率, ω_{OC} 表示光载波频率, φ_{OC} 表示信号初始相位。该信号经大气信道传输后,接收信号 $S_{\text{U}}(t)$ 可表示为

$$S_{\text{U}}(t) = h S_{\text{FTN}}(t) + \xi(t) \quad (3)$$

其中, $\xi(t)$ 是噪声, h 是信道衰落系数。由于Gamma-Gamma分布可以较好地描述大气信道^[15],因此本文采用Gamma-Gamma信道来模拟实际信道。假设信号经PD转换后,得到的电信号可表示为 S_{PD} ^[16]。该信号经过匹配滤波器 $r^*(t)$ 后进入模/数转换器采样,并加入干扰补偿^[17],其表达式为

$$\bar{S}_{\text{PD}} = h \rho \sqrt{E G_{\text{OC}} \tau / 2} \int_{-\infty}^{\infty} \left[\sum_n a_n r(t - \tau \delta T) \right] \times r^*(t - \tau T) dt + \int_{-\infty}^{\infty} \xi(t) r^*(t - \tau \delta T) dt \quad (4)$$

其中, E 为符号脉冲能量, T 为脉冲周期, ρ 表示光电转换率, a_n 表示发送信息的序列, τ 表示加速因子。随后将 $\bar{S}_{\text{PD}}$ 信号与 $S_{\text{4PPM-QPSK}}$ 信号送入分类模型,最终可得到信号的类别。

2 BP神经网络检测方案

2.1 检测模型

伴随着计算机硬件和计算能力的上升,深度学习检测和译码方法逐渐受到人们的重视。其中,BP学习算法的前馈神经网络(BP神经网络)具有算法简单及

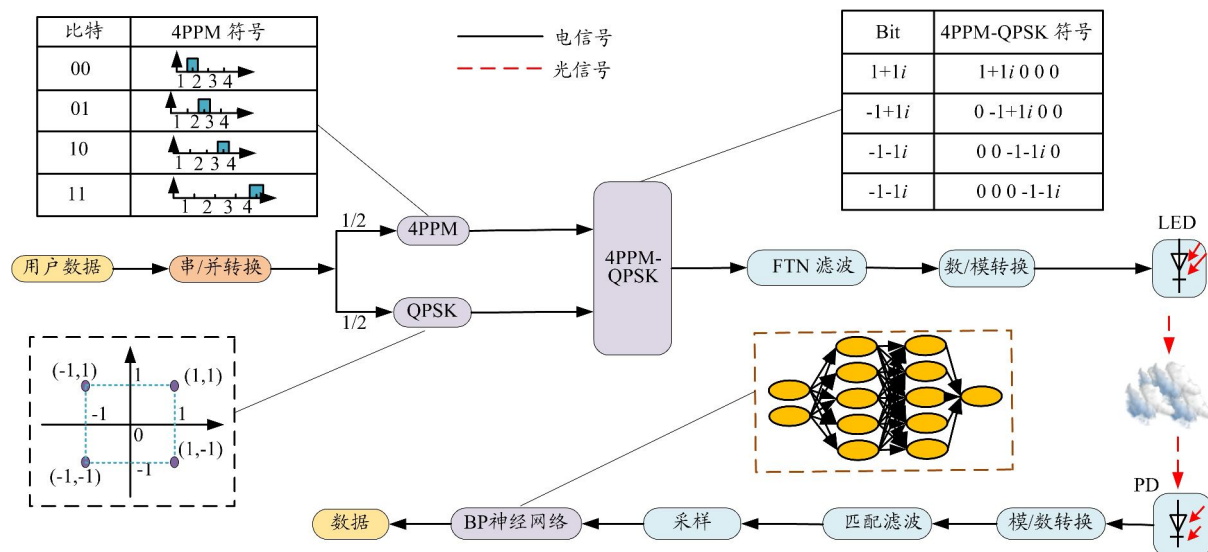


图1 混合调制FTN大气光通信系统原理框图

非线性映射能力、容错能力和泛化能力都较强等优点。一个由全连接层构成的5层BP神经网络示意图如图2所示,该网络由输入层、隐藏层1~隐藏层3及输出层构成。输入层负责接收外界信息的输入、隐藏层及输出层负责对输入的信息进行处理。将信号 $\bar{S}_{pd}$ 表示成对应的神经网络输入值 Λ 序列,可清楚地表达出信号在网络中的走向和位置,其中 Λ 序列变化规则为

$$A(\Lambda)=\{[(\Lambda W_1+o_1)W_2+o_2|W_3+o_3]W_4+o_4=\\ \Lambda W_1W_2W_3W_4+o_1W_2W_3W_4+o_2W_3W_4+o_3W_4+o_4\} \quad (5)$$

其中,各隐藏层和输出层的权重参数分别用 W_1 、 W_2 、 W_3 和 W_4 表示,隐藏层和输出层的偏差参数分别用 o_1 、 o_2 、 o_3 和 o_4 表示。由此,输出层权重可表示为 $W_1W_2W_3W_4$,偏差参数值可表示为 $o_1W_2W_3W_4+o_2W_3W_4+o_3W_4+o_4$ 。信号经过分类模型后,输出特征向量,再使用多任务分类函数Softmax将特征向量映射为信号类别,进而实现信号分类。

2.2 检测模型的训练和测试

2.2.1 训练过程

首先,正向传播时, $\bar{S}_{pd}$ 数据(Λ)从输入层传入。相邻2层间的每个节点根据网络初始时随机产生的权重值做点对点计算并加权求和,使输入数据依次到达隐藏层1~隐藏层3,然后进入输出层,得到 C 值。然后,将 C 值输入Softmax函数进行计算,可以得到最大概率的类别,即分类结果 Δ ,并将该结果输出。接着,计算出 Δ 与混合信号的误差值,BP神经网络根据此误差值进行反向传播,将误差传回前面的各网络层,进行权重更新。反向传播时,误差通过隐藏层向输入层逐层反传,并将误差分配给各层的所有神经元,从而获得各层神经元的误差信号并将其作为修正各神经元权值的依据。最后,更新权重的网络重复上述步骤,

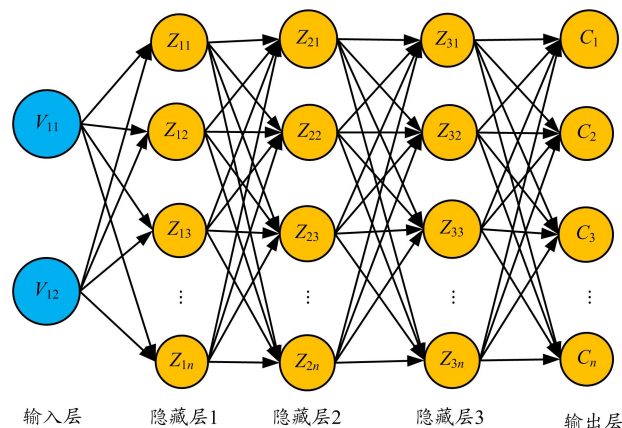


图2 BP神经网络示意图

直到误差小于等于预设的阈值,这时网络训练完毕。在以上过程中,网络会保存每个信号所经过神经元的权值和路径,只需输入测试数据就能确定是否得到期望的输出结果。

2.2.2 测试过程

为保证训练结果的准确性,测试和训练过程所用的数据应在一致的信道条件下获取。测试得到的结果 C 经过Softmax函数分类后输出值就可以送入信号判决环节。PPM信号的判决可以通过每个PPM符号中的有效信号位置来确定,其判决式原理如下:

$$\begin{aligned} \text{Max}(\text{index})[\bar{S}_{pd}] &= 0, \rightarrow (0, 0) \\ \text{Max}(\text{index})[\bar{S}_{pd}] &= 1, \rightarrow (0, 1) \\ \text{Max}(\text{index})[\bar{S}_{pd}] &= 2, \rightarrow (1, 0) \\ \text{Max}(\text{index})[\bar{S}_{pd}] &= 3, \rightarrow (1, 1) \end{aligned} \quad (6)$$

此时,判决得到的二维数组序列就是混合信号分离后QPSK所表示的信号序列,再进行QPSK解码,就得到了最终的检测数据。

3 仿真结果与性能分析

本文按照图1搭建了仿真系统。为了验证系统性能,设加速因子为0.8,滚降因子为0.6,信噪比为30 dB,采用蒙特卡洛方法测试了不同学习率、循环次数以及隐藏层数与网络准确率的关系。

当循环次数为30时,得到不同学习率下网络的准确率如表1所示。可以看出,将学习率定在0.001时可以得到较高的准确率。

理论上循环次数越多,网络的准确率也越高,但循环次数达到某个值后,准确率的上升开始变得微乎其微。而且,循环次数越多导致网络训练时间也越长,循环次数过多还容易出现过拟合现象,反而使得准确率下降。设学习率为0.001时,循环次数和准确率的关系如表2所示。可以看出,随着循环次数的增加,准确率也增加;

表1 学习率与准确率的关系

学习率	准确率
0.0001	98.424736%
0.001	99.894956%
0.01	99.765721%

王效兵,曹明华,夏皆平,等:BP神经网络辅助的混合调制超奈奎斯特大气光通信检测技术

表2 循环次数与准确率的关系

循环次数	准确率	循环次数	准确率
10	97.665437%	53	99.947361%
20	98.897679%	55	99.946542%
30	99.493951%	57	99.926421%
40	99.901151%	60	99.905814%
50	99.957952%	62	99.853162%

当循环次数达到50次时,准确率最高;循环次数从50次上升至60次时,准确率开始逐渐下降。

隐藏层数也是影响系统准确率的因素之一。隐藏层数过低,达不到预期效果;而隐藏层数过高,系统同样会出现过拟合现象。

表3 隐藏层数与准确率的关系

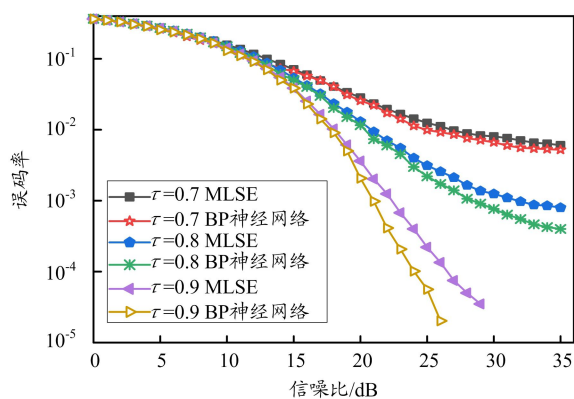
当学习率为0.001,循环次数为50次时,隐藏层数与准确率的关系如表3所示。可以看到,将层数确定为5层准确率最高。

隐藏层数	准确率
2	97.582356%
3	98.961210%
5	99.970452%
7	99.891453%

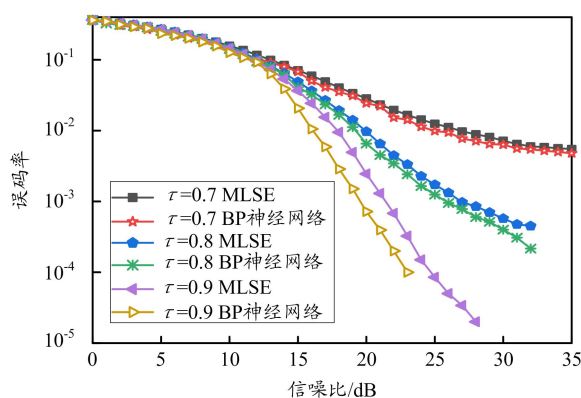
根据以上结果,本文对仿真参数进行合理设置,具体如表4所示。仿真时,采用Matlab仿真软件随机产生了 2×10^8 个0-1序列作为输入,将得到的输出信号分别送入Matlab和PyCharm中进行极大似然序列估计(MLSE)检测和BP神经网络检测,再将2组仿真结果进行对比分析。测试得到了采用BP神经网络检测 and 传统MLSE检测算法时FTN加速因子 τ 对系统误码率的影响,如图3所示,图中曲线为FTN成型滤波器升余弦波形的结果。可以看出,与采用MLSE算法相比,当加速因子 τ 为0.8、误码率为 10^{-3} , r 分别为0.6和0.7时,采用BP神经网络的系统误码性能依次提升

表4 仿真参数

参数类型	数值	参数类型	数值
滚降系数 r	0,0.3,0.5,0.8,1	训练次数	120
加速因子 τ	0.7,0.8,0.9	光电转换系数	0.5
隐藏层数	5	传输距离/m	1600
输入层	1	输入信号/种	4
输出层	1	输出信号/种	1
循环次数	50	神经元数量/个	100,200,300, 200,100
数学习率	0.001	大尺度	1.97
大尺度	3.67	散射系数 β	
散射系数 α			



(a) $r=0.6$



(b) $r=0.7$

图3 加速因子对误码率的影响

了2.0 dB和1.5 dB;当加速因子 τ 为0.9、误码率为 10^{-4} , r 分别为0.6和0.7时,采用BP神经网络的系统误码性能依次提升了约3.0 dB和2.0 dB。这表明采用BP神经网络辅助的检测方法能提高系统误码性能。

加速因子 τ 分别为0.8和0.9时,FTN成型滤波器滚降系数对误码率的影响如图4所示。从图4(a)可以看出,与采用MLSE算法相比,当加速因子 τ 为0.8时,在误码率为 10^{-4} , r 分别为0.8和1的条件下,采用BP神经网络的系统误码性能依次提升了2.0 dB和1.8 dB;在误码率为 10^{-2} , r 为0.5的条件下,采用BP神经网络的系统误码性能提升了1.5 dB左右。图4(b)的结果与图4(a)类似。由此可知,在不同滚降因子 r 的条件下,与采用MLSE算法相比,采用BP神经网络的系统都有一定优势,而且这种优势随着滚降因子 r 的增加变得更加明显。

上述仿真结果的主要原因是BP神经网络可直接获得从输入端到输出端的结果,宏观上只有一次概率计算;微观层面,BP神经网络在训练过程中经过了多次路径筛选,排除了误码率较高的路径,并将该路径作为最终的输出路径,有利于提高系统的性能。而

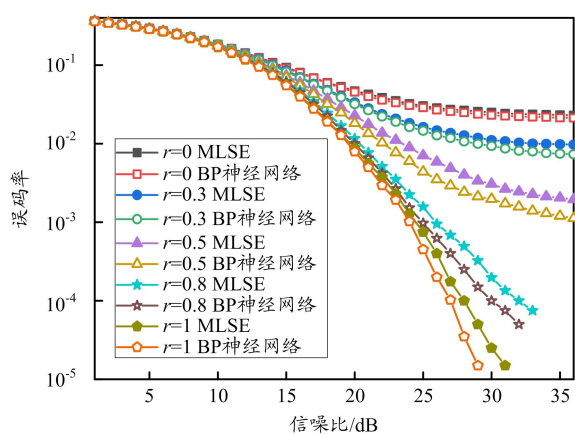
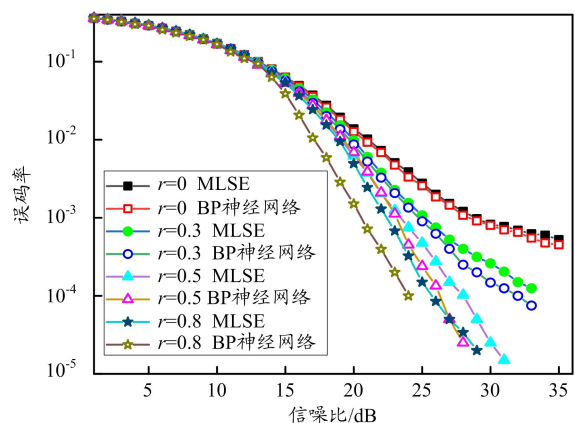
(a) $r=0.8$ (b) $r=0.9$

图4 滚降系数对误码率的影响

MLSE 在检测混合调制信号的过程中, 理论上是采用了几种混合调制方式就需要经过几次解调和判决。因此, 同等条件下, 深度学习辅助检测方法的误码性能总是优于 MLSE。

4 结束语

本文将 BP 神经网络引入混合调制的 FTN 大气光通信系统, 能有效提升系统误码性能。相比 MLSE 检测所需的匹配滤波器、均衡和判决等, BP 神经网络辅助检测可替代传统接收机的整个基带部分, 提高了 FTN 接收机的集成度。随着 BP 神经网络的发展和信号处理芯片技术的进步, BP 神经网络技术的优势将变得越来越明显。

参考文献:

- [1] HUNG Y C, RU X Y, LUO C, et al. Integration of FSO traffic in ring-topology bidirectional fiber access network with fault protection [J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(3): 589–592.
- [2] LU H H, HUANG X H, TSAI W S, et al. 800 Gb/s/200 m FSO link with a WDM-PAM4 scheme and SLM-based beam tracking technology [J]. Optics Letters, 2021, 46(6): 1269–1272.
- [3] 亢伟民, 杨鸿文. 基于星座成形的高谱效编码调制方案 [J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(6): 1686–1691.
- [4] CHRISTOU J C, GIRKIN J, KULCSAR C, et al. Feature issue introduction: applications of adaptive optics [J]. Optics Express, 2020, 29(8): 589–592.
- [5] 曹明华, 武鑫, 王惠琴, 等. Gamma-Gamma 大气湍流下超奈奎斯特光通信系统性能 [J]. 中国激光, 2020, 47(9): 1–10.
- [6] GAN J M, ZOU X, JAFARKHANI H. Asynchronous transmission for multiple access channels: rate-region analysis and system design for uplink NOMA [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(7): 4364–4378.
- [7] PREGOWSKA A. Signal fluctuations and the information transmission Rates in binary communication channels [J]. Entropy, 2021, 23 (1): 92–1–92–12.
- [8] DING L, ZOU D, WANG W, et al. Generation of faster-than-Nyquist coherent optical DFT-spread OFDM signals with high-baud and high-order modulations [J]. Optical Fiber Technology, 2021, 64(24): 102526–1–102526–8.
- [9] 于梦晗, 郭宏翔, 刘宇畅, 等. 改进的 MPPM-QPSK 光通信系统两模均衡算法 [J]. 光学学报, 2021, 41(19): 97–105.
- [10] 苏鑫, 王森, 杨鸿文, 等. 超奈奎斯特传输技术: 面向 6G 的应用价值与挑战 [J]. 电信科学, 2021, 37(9): 38–47.
- [11] JIN X, KIM H N. Parallel deep learning detection network in the MIMO channel [J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(1): 126–130.
- [12] WANG T, WEN C K, JIN S, et al. Deep learning-based CSI feedback approach for time-varying massive MIMO channels [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 8(2): 1–1.
- [13] BALEVIE, ANDREW J G. One-bit OFDM receivers via deep learning [J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(6): 1–1.
- [14] 曹明华, 吴照恒, 张伟, 等. 双 Gamma 信道下多维混合调制超奈奎斯特大气光通信系统误码性能 [J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(13): 1306003–1–1306003–7.
- [15] 李晓燕, 张鹏, 佟首峰. Gamma-Gamma 大气湍流下零判决门限差分探测自由空间光通信系统误码率性能 [J]. 中国激光, 2017, 44(11): 155–166.
- [16] CHRISTOU J C, GIRKIN J, KULCSAR C, et al. Feature issue introduction: applications of adaptive optics [J]. Optics Express, 2020, 29(8): 589–592.
- [17] 曹明华, 武鑫, 王惠琴, 等. Gamma-Gamma 大气湍流下超奈奎斯特光通信系统性能 [J]. 中国激光, 2020, 47(9): 1–10.