

深度学习技术在空间激光通信中的应用

黄永梅^{1,2,3}, 李宏伟⁴, 贺东^{1,2,3}, 王强^{1,2,3},
郭弘扬^{1,2,3}, 王子豪^{1,2,3}, 唐薇^{1,2,3}

(1 中国科学院光束控制重点实验室 成都 610209

2 中国科学院光电技术研究所 成都 610209

3 中国科学院大学 北京 100049

4 南通大学智能信息技术研究中心 南通 226019)

摘要: 与射频通信相比, 空间激光通信具有传输速率高、保密性强、终端功耗低等优点, 目前已成为当前通信领域的一个研究热点。同时, 空间激光通信也面临着一些严峻的技术挑战, 如大气湍流导致空间激光通信的信道情况十分复杂, 复杂的信道会引发信号光强度起伏剧烈, 信标光跟踪与瞄准困难, 接收端的信号光场波前畸变严重等。为了提升空间激光通信在复杂信道环境中的性能, 学者们将深度学习技术引入到空间激光通信系统中。多项研究表明, 深度学习在空间激光通信的诸多方面表现出了优越的信息处理能力。对近年来深度学习技术在空间激光通信信号处理与检测, 信标光捕获与跟踪以及波前畸变探测与校正等方面的应用做一全面梳理, 并对用于空间激光通信的深度学习技术的前景进行展望。

关键词: 空间激光通信; 深度学习; 信号处理; 光斑; 波前畸变

中图分类号: V443+.1 **文献标识码:** A **文章编号:** CN11-1780(2022)04-0089-08

DOI: 10.12347/j.ycyk.20220411001

引用格式: 黄永梅, 李宏伟, 贺东, 等. 深度学习技术在空间激光通信中的应用[J]. 遥测遥控, 2022, 43(4): 89–96.

Application of deep learning technology in free space laser communication

HUANG Yongmei^{1,2,3}, LI Hongwei⁴, HE Dong^{1,2,3}, WANG Qiang^{1,2,3},

GUO Hongyang^{1,2,3}, WANG Zihao^{1,2,3}, TANG Wei^{1,2,3}

(1. Key Laboratory of Optical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China;

2. Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

4. Nantong University Research Center for Intelligent Information Technology, Nantong 226019, China)

Abstract: To compare with radio communication, free space laser communication is owing to higher data rate, higher security and less power dissipation, has become one of the research hotspot. However, the performance of free space laser communication is limited to some factors, such as signal fluctuation, the difficulties of tracking and pointing mechanism, and the wavefront aberration caused by atmosphere turbulence. In order to improve the performance in complex environment, the deep learning method is introduced to free space laser communication. Various studies have shown that the deep learning method can process signal with obvious advantages in many aspects of free space laser communication. This paper makes a review of the deep learning method used for free space laser communication signal processing and detection, the tracking and pointing mechanism, and wavefront aberration detection and correction. Finally, the prospect of deep learning technology for FSOC is prospected.

Key words: Free space laser communication; Deep learning; Signal processing; Beacon image; Wavefront aberration

DOI: 10.12347/j.ycyk.20220411001

Citation: HUANG Yongmei, LI Hongwei, HE Dong, et al. Application of deep learning technology in space laser communication[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2022, 43(4): 89–96.

引 言

与射频通信相比, 空间激光通信具有传输速率快、能量效率高、抗干扰与保密性能强等优势, 受到国内外诸多学者和工程技术人员越来越多的重视, 现已成为当今通信领域的一个研究热点。空间激光通信链路覆盖范围很广, 其终端可以搭载到卫星平台、空中机载平台、地面固定或移动平台以及水上船载平台上, 空间激光通信有望成为空天地海一体化通信网络的重要组成部分^[1-3]。

近几年, 空间激光通信技术得到了突飞猛进的发展, 以新型探测器为代表的激光通信元器件的性能有了明显的提升^[4], 先进的调制方式和用于相干探测的信号处理算法不断涌现^[5,6]。然而, 目前实用型的空间激光通信系统多处于实验阶段, 一些小规模的应用多存在于军用领域和星间通信场合, 近地空间激光通信系统依然没有得到大规模商用。这主要源于空间激光通信还存在一些技术难点, 如: 在大气湍流的影响下, 光信号的强度起伏难于抑制^[7,8], 光场波前畸变的探测与校正存在困难^[9]等。一方面, 空间激光通信系统需要新的信息处理算法和新的体系结构, 来克服诸如大气湍流等不利因素带来的技术挑战, 实现通信系统自身的技术进步, 以适应更高的传输速率与更广泛的应用场合。另一方面, 以深度学习为代表的人工智能技术正在以前所未有的速度和广度向多个领域渗透, 并发挥了巨大作用。很多依靠传统方法难以解决或无法解决的问题, 在深度学习技术的推动下迎刃而解^[10]。并且, 深度学习技术, 在射频无线通信领域有了很多成功运用的先例, 无论在网络优化还是物理层的信号处理与检测方面^[11,12], 深度学习技术都发挥了积极的作用, 这也为空间激光通信提供了可靠的技术借鉴。以上两点原因共同促成了深度学习技术与空间激光通信相结合的可能性与必要性。

本文将从通信信号处理与检测、信标光跟踪与瞄准、波前畸变探测与校正等几个方面, 总结深度学习技术在空间激光通信中的应用。如无特殊说明, 本文中的空间激光通信指的是自由空间激光通信; 在本文中, “深度学习方法”与“神经网络方法”也不做严格区分。

1 深度学习在通信信号处理与检测中的应用

本文所定义的通信信号有两个特征: 其一, 通信信号是携带被传输信息的信号; 其二, 对该信号处理与检测的目的是恢复自身携带的原始信息。定义通信信号的目的是为了将其与信标光信号和用于探测光场波前的信号区别开来。

1.1 深度学习用于信道估计

与射频无线通信类似, 空间激光通信获取必要的信道状态, 并在信号判决之前移除信道对信号的影响, 这可以保证空间激光通信系统的可靠性, 提升通信系统的性能。这里分别以平坦衰落信道的信道增益估计和频率选择性信道估计与均衡为例, 说明深度学习在空间激光通信信道估计中的应用。

1.1.1 深度学习在平坦衰落信道估计中的应用

经历平坦衰落的信号一般可以用如下模型描述: 设空间激光通信发射端发出的信号为 x , 接收端接收到的信号为 y , 且满足

$$y = Ix + n \tag{1}$$

式中, I 为信道增益, n 为高斯白噪声, 受大气湍流的影响, 接收端接收到的信号光强是随机起伏的。根据光强闪烁的统计特征, 可以用 Gamma-Gamma 模型、负指数模型、对数正态模型来描述光强分布, 信道估计的对象便是随机起伏的信道增益 I 。文献[13], 以 Gamma-Gamma 光强闪烁信道为背景, 采用正交振幅 QAM (Quadrature Amplitude Modulation) 调制方式, 在接收端, 信号分成同相通路 I_0 和正交通路 Q_0 输入到神经网络中, 如图 1 所示, 神经网络去除信道影响之后, 再将同相通路 I_1 和正交通路 Q_1 这两路信号输出。实验结果表明: 神经网络对信道信息的估计结果与实际的信道信息十分接近。

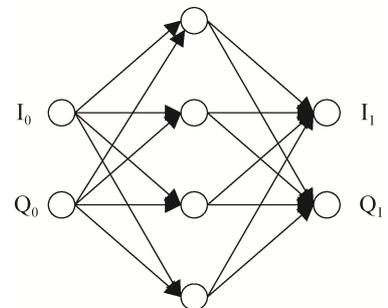


图 1 用于平坦衰落信道估计的神经网络

Fig. 1 The neural network used for estimating flat fading channel

1.1.2 深度学习在频率选择性信道估计中的应用

在大气信道中存在多种不同尺寸的微粒，很多微粒对激光具有散射作用，多次散射使得激光脉冲在时域上出现展宽效应。这与射频无线通信中的多径效应和光纤通信中的色散效应类似，信道呈现出频率选择性，当数据带宽足够高时，会发生码间干扰^[14,15]。另有研究表明：大气湍流也会导致信号的时域展宽出现频率选择性衰落^[16]。频率选择性信道的估计与均衡是个典型的反卷积问题，解决此问题的一个有效途径是用 FIR 滤波器去除码间干扰^[17]。其基本思想是：定义一个代价函数，通过训练码的多次迭代，使代价函数取得最值，此时滤波器的抽头系数即为最佳参数。通过训练码求取 FIR 滤波器抽头系数的过程与神经网络的训练过程，在机理上十分相似，所以用深度学习估计信道具有很强的可行性，并且多层神经网络的函数拟合能力更强。在空间激光通信领域，对通信脉冲展宽机理的研究较多，而对信道估计与均衡的算法研究较少。在射频无线通信、可见光无线通信以及光纤通信领域，信道均衡是一个至关重要的研究内容，有很多文献致力于将深度学习用于解决信道均衡问题^[18,19]，这些方法可以为空间激光通信提供有益的参考，甚至可以将这些方法移植到空间激光通信系统中去。

在众多用于信道估计与均衡的深度学习方法中，基于自编码器的信道均衡方法值得重视^[20]。在传统通信系统中，编码、调制、解调、信道均衡、信号检测等环节都由专门的功能模块实现，各个模块之间分工明确、界限分明。将自编码器引入到通信系统后，各模块之间失去了原有的界限。一个典型的用于通信的自编码器神经网络如图 2 所示，通信系统的发送端、接收端和信道共同构成了自编码器。整个神经网络的输入层在发送端，输出层在接收端。在训练网络的时候，使输入层数据 x 与输出层数据 \hat{x} 相等，此时信道对通信系统的影响即被神经网络移除，在没有专门信道均衡器的前提下，即可完成信道估计与均衡。

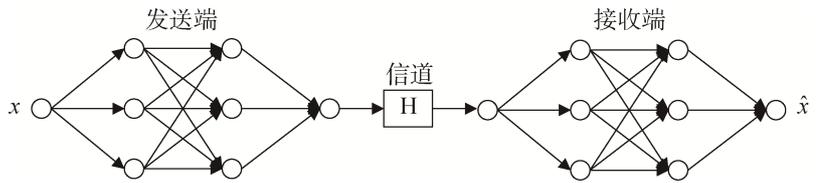


图 2 用于信道估计的自编码器
Fig. 2 The autoencoder used for estimating channel

1.2 深度学习用于信号检测

信号检测是指接收机的判决器从有限个数集中选取最优元素的过程。以二进制 OOK 调制系统为例，信号检测的目的是将当前接收到的信号 $x(n)$ 与阈值 T 做比较，从而确定当前的信息 $d(n)$ 是 0 还是 1 的过程，即：

$$d(n) = \begin{cases} 0 & x(n) \leq T \\ 1 & x(n) > T \end{cases} \quad (2)$$

无论是直接探测体制还是相干探测体制，信号检测都是一个典型的分类问题，这恰好是神经网络擅长解决的问题。文献[20]同样采用神经网络进行信号检测，如图 3 (a) 所示，该研究以 QAM 调制为背景，信号分同相和正交两路，输入到神经网络中，神经网络的输出层节点个数与 QAM 星座点个数相同。

文献[21]将神经网络用于空间激光通信系统的信号检测。如图 3 (b) 所示，该网络以 Softmax 函数为激活函数，并在接收端省去了信道估计模块，使接收机的计算量明显小于基于极大似然估计的信号检测算法。图中 s 和 d 分别代表未经信道均衡和经过信号检测之后的信号。实验结果表明，在可靠的信道信息辅助下，该检测方法效果可以逼近极大似然估计算法。

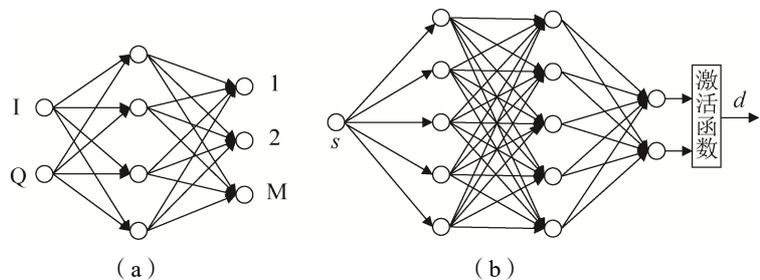


图 3 用于信号检测的神经网络
Fig. 3 The neural networks used for signal detection

由于大气湍流的作用, 接收机接收到的信号光强是变化的。特别是在强湍流情况下, 光强的变化幅度很大^[22], 如果将判决阈值设定为一个固定值, 势必会引起更高的误码率。因此, 根据当前环境, 自适应调整判决阈值显得十分必要^[23]。这种动态变化的自适应阈值可以通过信道估计来确定, 也可以通过信息位数积分的办法进行实时更新。有学者将神经网络引入到判决阈值的实时更新过程中^[24], 理论仿真和实物实验都表明, 这种基于神经网络的判决阈值调整方案, 可以使激光通信系统逼近理想的误码率性能。

1.3 深度学习用于轨道角动量识别

轨道角动量 OAM (Orbital Angular Momentum) 作为一个可携带信息的空间维度, 给空间激光通信增加了一个新的信息传输与分集复用方式。目前采用 OAM 维度进行信息传输, 是空间激光通信领域的一个研究热点, 最近几年涌现出了大量有关 OAM 通信的研究文献^[25-30]。从广义上讲, OAM 识别也属于信号检测的范畴, 由于识别 OAM 的原理与 1.2 节中的信号检测区别较大, 所以给予单独讨论。一个典型的使用 OAM 模态进行信息传输, 且使用深度学习方法进行 OAM 模式识别的空间激光通信系统的结构如图 4 所示^[31]。

在文献[31]中, 激光器发出的是线偏振光, 偏振器由三个波片组成, 其作用是使入射到空间调制器的光偏振方向垂直于液晶。空间调制器将待传输的信息转化为光的 OAM 模态。在接收端, 经过大气信道的光信号在图像传感器 CCD (Charge coupled device) 上成像,

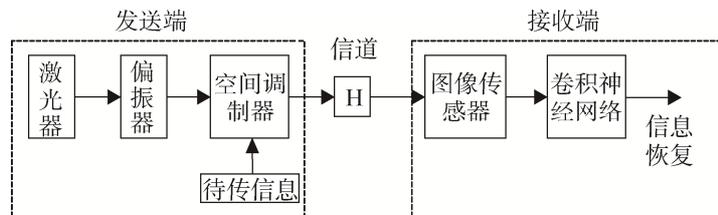


图 4 基于 OAM 的空间激光通信系统

Fig. 4 The space optical communication system based on OAM

该图像携带发送端发出的 OAM 模态信息。卷积神经网络对图像进行识别, 此时信号检测问题转化为图像识别问题。卷积神经网络检测出 OAM 的模态后, 发送端发出的信息便恢复出来。在该文献中, 当大气湍流较弱且无指向误差和孔径失配时, 使用卷积神经网络对 OAM 模式的识别正确率可达 100%。文献[32]中提出一种利用两路多进制 QAM 调制的信息传输方案, 该方案将两路具有不同拓扑荷值的激光光束叠加在一起, 用来表示一组四位信息。例如, 在传输符号 1101 时, 将此符号组合分成 11 和 01 两部分, 用 $U_{1,1}$ 模态的光束表征 11, 用 $U_{0,1}$ 模态的光束表征 01, 然后将这两束光进行相干叠加, 传输到接收端。接收端用 CCD 对接收的信号进行成像, 再利用 VGG16 卷积神经网络框架对 CCD 图像进行识别, 检测出漩涡光模式, 并还原出原始信息。实验结果表明, 在对卷积神经网络的训练次数达 20 次时, 识别正确率可达 96%。众所周知, 相干接收体制比直接探测具有更高的灵敏度。文献[33]将卷积神经网络作为 OAM 模态的识别器, 用于相干探测体制的空间激光通信系统。该系统采用 16 进制 QAM-SK (轨道角动量键控), 在链路长度为 1.5 km 且伴有强大气湍流的情况下, 卷积神经网络对 OAM 模态的识别正确率在 99% 以上。

2 深度学习用于信标光的捕获、跟踪与瞄准

由于激光的方向性强, 波束窄, 所以空间激光通信与无线射频通信和无线可见激光通信相比, 有一个显著的不同点, 即空间激光通信系统需要对信标光进行捕获、跟踪和瞄准 ATP (Acquisition, Tracking and Pointing)^[34], 以保证链路畅通。多数 ATP 系统都是一个成像跟踪控制系统^[35-37], 其工作原理如图 5 所示。

在接收端, 配备一个图像传感器 (如 CCD), 该图像传感器对接收到的信标光光斑进行成像, 若

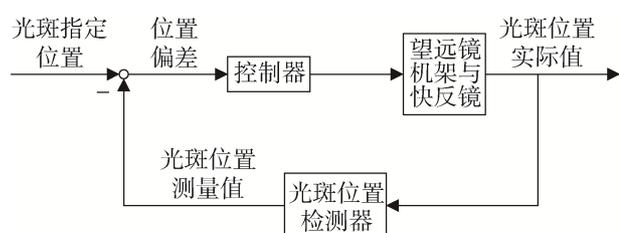


图 5 用于空间激光通信的成像跟踪系统

Fig. 5 The image tracing system used for space optical communication

传感器上的光斑图像质心位于指定位置,则认为通信系统两个终端处于对准状态,若光斑图像质心未落在图像传感器的指定位置,则需要调整接收望远镜的口径朝向和快速反射镜的姿态,使信标光光斑图像回归指定位置,这是一个动态的实时控制过程。要实现对信标光的跟踪瞄准,首先需要对接标光光斑的质心位置进行精准检测,但大气湍流会对光斑的成像质量产生很大影响,见表1。

表1 不同湍流强度时的信标光图像特征

Table 1 The features of beacon image with different atmosphere turbulence

湍流类型	光斑面积	光斑能量分布	光斑运动特性	光斑形状
强湍流	大	光斑破碎,能量分布不均匀	运动范围大,运动速度高	形状不定
弱湍流	小	光斑完整,能量分布均匀	运动范围小,运动速度低	圆形

从表中可以看出,在弱湍流情况下,提取光斑质心,计算其所在位置并不困难。然而,当大气湍流强度较强时,由于光斑破碎、形状不定、光强分布不均匀等原因,此时对光斑质心进行检测和跟踪难度加大,而且跟踪精度难以保证。

于是,有学者提出,将深度学习方法引入到光斑位置的预测问题中^[38]。具体思路如图6所示,将光斑图像作为神经网络的输入。整个神经网络包括五个卷积层、三个全连接层和一个长短时记忆网络 LSTM (Long-Short Term Memory)。每个卷积层都包含一个卷积亚层、池化亚层、偏置系数与激活函数。为了保证网络收敛速度和拟合精度,除了第三个卷积层采用双曲正切函数(tanh)作为激活函数之外,其余卷积层的激活函数均为线性整流函数(ReLU)。五个卷积层的作用是提取光斑图像的特征,这些特征既包括每幅图像的光斑位置信息,又包含前后两帧图像之间的时域关联性信息(像素运动特征)。五个卷积层的输出数据经过三个全连接层处理后,转化为一个四维向量。这个四维向量输入到长 LSTM,该网络根据光斑的时间关联性信息,拟合出光斑质心运动轨迹方程。整个网络的输出便是光斑质心位置的预测结果。

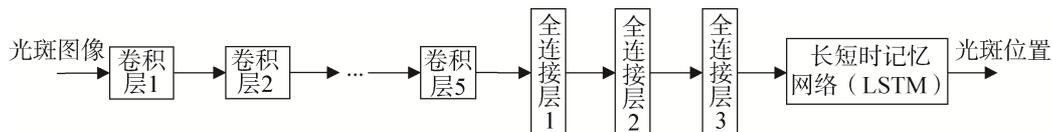


图6 信标光光斑位置预测系统

Fig. 6 The prediction system of beacon image position

3 深度学习用于波前畸变的感知与校正

在激光通信系统中,激光光束在大气信道中受到大气湍流的作用,接收端接收到的信号光场存在波前畸变,特别是采用大口径望远镜接收光信号时,波前畸变尤为明显^[39]。波前畸变对于通信系统的性能影响是多方面的,此处仅举出两个重要的影响。第一,波前畸变严重影响空间光进入光纤的耦合效率^[40]。望远镜接收到的空间光一般要经过缩束、准直、聚焦等过程,进入光纤中进行处理。波前畸变使得光场难于聚焦,导致光耦合效率降低,最终影响通信系统的信噪比。第二,若激光通信系统采用相干接收体制,波前畸变会导致光场相位混乱,难于实现高质量的相干混频^[41]。因此,波前畸变的校正对于通信系统,尤其是采用大口径接收和相干探测体制的空间激光通信系统十分重要。

对波前畸变进行实时探测与校正的系统称为自适应光学系统,按照对波前畸变感知的不同方式,本文将自适应光学系统分为常规自适应光学系统和无波前探测自适应光学系统。常规自适应光学系统指的是使用专门的波前传感器(如哈特曼传感器)将波前畸变探测出来,然后利用校正装置(如变形镜)去除波前畸变。无波前探测指的是不使用专门的波前传感器,只利用图像传感器上的光强分布信息,便可解算出波前畸变。深度学习在上述两种自适应光学系统中都有着广泛的应用^[42,43]。

3.1 深度学习在常规自适应光学系统中的应用

早在1996年,便有学者将神经网络用于哈特曼传感器的质心检测^[44]。该神经网络输入层共16个节

点, 对应于哈特曼传感器每个孔径的 4×4 个像素, 神经网络的输出便是光斑质心的坐标, 这是一个典型的回归问题。2014 年, 有南美学者将神经网络用于产生拉长效应的子孔径光斑质心检测^[45]。此神经网络的输入层有 256 个节点, 对应于每个子孔径 16×16 个像素, 神经网络的输出也是质心的坐标。解决回归问题的神经网络与解决分类问题的神经网络相比, 收敛速度较慢。2018 年, 中国科学院光电技术研究所的李自强等人设计了一款用于质心检测的新型神经网络^[46], 该神经网络输入层共有 625 个节点, 对应于每个子孔径的 25×25 个像素点, 输出层也有 625 节点, 将质心检测的回归型问题转化为 Softmax 多分类问题, 最终实现了在强光干扰和低信噪比下使用哈特曼传感器进行高精度质心检测。

3.2 深度学习在无波前探测自适应光学系统中的应用

与上文光斑位置预测问题类似, 用深度学习技术通过图像传感器的光强分布获取光场波前畸变信息的基本架构是将图像传感器获取的光强分布图像作为神经网络的输入, 神经网络的输出为 Zernike 系数。用到的神经网络类型主要有卷积神经网络、长短期记忆神经网络和深度强化学习等。2019 年, 有日本学者将经过处理的单幅光强图像输入到 Xception 卷积神经网络中^[47], 得到了 32 阶 Zernike 系数。为了提升波前畸变的探测速率, 同年, 北京邮电大学的相关学者, 用深度神经网络作为无波前探测自适应光学系统控制器的核心, 有效提升了控制系统的反应速度^[48]。2020 年, Vera 等人采用 WFnet 型卷积神经网络^[49], 该网络可以节省大量的运算开销, 其波前探测的更新速度可以达到 1×10^3 Hz 以上。为了避免卷积神经网络出现梯度消失和饱和问题, 中科院长春光机所的相关学者采用长短时记忆网络来探测点目标和扩展目标的波前信息, 也取得了良好的效果^[50]。

以上基于深度学习的自适应光学系统虽多以光学观测为应用背景, 但也为空间激光通信的自适应光学技术提供了有益的参考与借鉴。

4 结束语

本文以空间激光通信系统为应用背景, 总结了深度学习技术在激光通信系统中的信号处理与检测、信标光跟踪瞄准、波前畸变探测与校正等方面的应用。诸多研究表明, 深度学习技术在上述领域均能发挥积极作用, 甚至在多个场合解决了传统方法难以解决的问题。但是, 目前用于空间激光通信系统的深度学习技术还有一些不完善之处, 需要进一步提高和改进。

① 实时性有待改善

激光通信的一个重要优势就是数据传输速率高, 然而在有些场合, 基于深度学习方法的通信系统的数据处理速度远落后于数据传输速度。比如, 在很多情况下, 卷积神经网络对激光通信的轨道角动量识别需要在事后进行, 这样的处理速度让激光通信的高速率优势大打折扣。

② 准确性有待提高

这里仍以基于 OAM 的通信体制为例。在文献[32]中, 经过 20 次训练后, 神经网络对轨道角动量模态的正确识别率为 96%量级; 在文献[33]中, 轨道角动量模态的正确识别率为 99%量级, 在文献[25]中, 对轨道角动量模态的最高识别率为 99.8%量级, 这些通信系统的误码率都在 10^{-3} 以上, 这是难以满足实际工程需求的。

③ 应用范围有待拓展

现有的实际空间激光通信系统多为点到点通信系统, 随着通信系统复杂化与网络化进程的推进, 深度学习有望为复杂系统的资源分配问题与链路优化问题提供解决方案。如多中继协同通信中的中继节点选择问题、射频激光混合链路中的链路切换问题、多用户接入的资源分配问题等场合都需要大量复杂的优化计算, 深度学习有望为这些场景提供有益的优化方案。

参考文献

- [1] MOHAMMAD A K, MURAT U U. Survey on free space optical communication: A communication theory perspective[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16(4): 2231–2258.
- [2] SAMIR A, MOHD F M, SALEM A A, et al. A survey of free space optics (FSO) communication systems, links, and

- networks[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 7353–7373.
- [3] KAUSHAL H, KADDOUM G. Optical communication in space: Challenges and mitigation techniques[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, 19(1): 57–96.
- [4] DU Bingcheng, WANG Yong, WU E, et al. Laser communication based on a multi-channel single-photon detector[J]. *Optics Communications*, 2018, 426: 89–93.
- [5] ZHANG Runzhou, HU Nanzhe, ZHOU Huibin, et al. Turbulence-resilient pilot-assisted self-coherent free-space optical communications using automatic optoelectronic mixing of many modes[J]. *Nature Photonics*, 2021, 15(10): 743–750.
- [6] TIAN Ruotong, WU Zhiyong, MA Shuang, et al. Design and performance analysis of probabilistically shaped QAM signals for coherent FSO systems with Gamma-Gamma turbulence channels[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(21): 9805.
- [7] MAGED A E. Experimental performance evaluation of weak turbulence channel models for FSO links[J]. *Optics Communications*, 2021, 486: 126776.
- [8] BASEL M E, MOHAMED B E, ASHRAF M A. Performance analysis of MRR FSO communication system under Gamma-Gamma turbulence channel with pointing error[J]. *Optics Communications*, 2021, 489: 126891.
- [9] CHEN Min'an, JIN Xianqing, LI Shangbin. Compensation of turbulence-induced wavefront aberration with convolutional neural networks for FSO systems[J]. *Chinese Optics Letters*, 2021, 19(11): 110601.
- [10] DONG Shi, WANG Ping, ABBAS K. A survey on deep learning and its applications[J]. *Computer Science Review*, 2021, 40: 100379.
- [11] QIN Zhijin, YE Hao. Deep learning in physical layer communications[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2019, 26(2): 93–99.
- [12] ZHANG Chaoyun, PATRAS P, HADDADI H. Deep learning in mobile and wireless networking: A survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(3): 2224–2287.
- [13] AMIRABADI M A, KAHAEI M H, ALIREZA N, et al. Deep learning for channel estimation in FSO communication system[J]. *Optics Communications*, 2020, 459: 124989.
- [14] 韩成, 白宝兴, 杨华民, 等. 大气信道对激光脉冲延迟时间影响的仿真研究[J]. *光学学报*, 2009, 29(8): 2046–2050.
HAN Cheng, BAI Baoxing, YANG Huamin, et al. Study and simulation of air influences on laser pulse transmission delay time[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(8): 2046–2050.
- [15] 陈纯毅, 杨华民, 姜会林, 等. 激光脉冲云层传输时间扩展与信道均衡[J]. *兵工学报*, 2008, 29(11): 1325–1329.
CHEN Chunyi, YANG Huamin, JIANG Huilin, et al. Temporal dispersion of laser pulse through clouds and channel equalization[J]. *Acta Armamentarii*, 2008, 29(11): 1325–1329.
- [16] 王佳, 俞信. 自由空间激光通信系统中光脉冲展宽问题的研究[J]. *光学技术*, 2009, 35(1): 80–83.
WANG Jia, YU Xin. The research of pulse stretch in free-space optical communication[J]. *Optical Technique*, 2009, 35(1): 80–83.
- [17] XIANG Yong, NG S K. An approach to nonirreducible MIMO FIR channel equalization[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2009, 56(6): 494–498.
- [18] CHENG Xing, LIU Dejun, WANG Chen, et al. Deep learning-based channel estimation and equalization scheme for FBMC/OQAM systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(3): 881–884.
- [19] MEHRAN S, VAHID P, ALI M, et al. Deep learning-based channel estimation[J]. *IEEE Communications Letters*, 2019, 23(4): 652–655.
- [20] ZOU Cong, YANG Fang, SONG Jian, et al. Channel autoencoder for wireless communication: State of the art, challenges, and trends[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2021, 59(5): 136–142.
- [21] AMIRABADI M A, KAHAEI M H, NEZAMALHOSSEINI S A. Deep learning based detection technique for FSO communication systems[J]. *Physical Communication*, 2020, 43: 101229.
- [22] 易湘. 大气激光通信中光强闪烁及其抑制技术的研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
- [23] KE Xizheng, JI Xukuan. Research on adaptive threshold of received signal in communication system[J]. *Optics and Photonics Journal*, 2021, 11(1): 1–11.
- [24] MEHMET S. Artificial neural network-based threshold detection for OOK-VLC Systems[J]. *Optics Communications*, 2020, 460: 125107.
- [25] LI Jin, ZHANG Min, WANG Danshi, et al. Joint atmospheric turbulence detection and adaptive demodulation technique using the CNN for the OAM-FSO communication[J]. *Optics Express*, 2018, 26(8): 10494–10508.
- [26] SHIMAA A, EI M, HOSSAM M H, et al. Performance analysis of 3D video transmission over deep-learning-based multi-coded n-ary orbital angular momentum FSO system[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 110116–110136.
- [27] EI M A, ABDERRAHMEN T, BOON S O, et al. OAM mode selection and space-time coding for atmospheric turbulence mitigation in FSO communication[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 88049–88057.
- [28] LI Zhaokun, SU Jianbo, ZHAO Xiaohui. Two-step system for image receiving in OAM-SK-FSO link[J]. *Optics Express*,

- 2020, 28(21): 30520–30541.
- [29] IVAN B D, JAIME A A, BANE V. Error-correction coded orbital-angular-momentum modulation for FSO channels affected by turbulence[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2012, 30(17): 2846–2852.
- [30] El M A, BOON S O, MOHAMED S A. A unified statistical model for atmospheric turbulence-induced fading in orbital angular momentum multiplexed FSO systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 19(2): 888–900.
- [31] 龚标. 基于深度学习的 OAM 大气激光通信系统解调技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2021.
- [32] 南久航, 韩一平. 双路多进制涡旋激光通信[J]. *光学学报*, 2021, 41(12): 61–70.
NAN Jiuhan, HAN Yiping. Dual-Channel multiband vortex optical communication[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(12): 61–70.
- [33] JIANG Shiqing, CHI Hao, YU Xianbin, et al. Coherently demodulated orbital angular momentum shift keying system using a CNN-based image identifier as demodulator[J]. *Optics Communications*, 2019, 435: 367–373.
- [34] YAGIZ K, ROBERTO R C, FENG Jianghua, et al. A survey on acquisition, tracking, and pointing mechanisms for mobile free-space optical communications[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(2): 1104–1123.
- [35] 蔡华祥. 望远镜中跟踪架的扰动补偿及精密控制技术研究[D]. 成都: 中国科学院研究生院(光电技术研究所), 2016.
- [36] 苏艳蕊. 量子激光通信望远镜跟踪控制技术研究[D]. 成都: 中国科学院研究生院(光电技术研究所), 2016.
- [37] 亓波. 量子通信光学地面站 ATP 关键技术研究[D]. 成都: 中国科学院研究生院(光电技术研究所), 2014.
- [38] 曹瑜彬. 基于深度学习的大气光场传输和光斑质心位置分析及预测[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
- [39] 陈莫. 基于大口径望远镜的星地激光通信地面站关键技术研究[D]. 成都: 中国科学院大学(中国科学院光电技术研究所), 2019.
- [40] 赵芳. 基于单模光纤耦合自差探测星间激光通信系统接收性能研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2011.
- [41] 曹景太. 基于自适应光学的相干自由空间激光通信系统性能分析[D]. 长春: 吉林大学, 2017.
- [42] 李自强, 李新阳, 高泽宇, 等. 基于深度学习的自适应光学波前传感技术研究综述[J]. *强激光与粒子束*, 2021, 33(8): 5–17.
LI Ziqiang, LI Xinyang, GAO Zeyu, et al, Review of wavefront sensing technology in adaptive optics based on deep learning[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2021, 33(8): 5–17.
- [43] 张之光, 杨慧珍, 刘金龙, 等. 基于深度学习的无波前探测自适应光学系统研究进展[J]. *强激光与粒子束*, 2021, 33(8): 53–68.
ZHANG Zhiguang, YANG Huizhen, LIU Jinlong, et al. Research progress in deep learning based WFS-less adaptive optics system[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2021, 33(8): 53–68.
- [44] DENNIS A M, BYRON M W, MICHAEL C R, et al. Use of artificial neural networks for Hartmann-sensor lenslet centroid estimation[J]. *Applied Optics*, 1996, 35(29): 5747–5757.
- [45] MELLO A T, KANAAN A, GUMAN D, et al. Artificial neural networks for centroiding elongated spots in Shack–Hartmann wavefront sensors[J]. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 2014, 440(3): 2781–2790.
- [46] LI Ziqiang, LI Xinyang. Centroid computation for Shack-Hartmann wavefront sensor in extreme situations based on artificial neural networks[J]. *Optics Express*, 2018, 26(24): 31675–31692.
- [47] YOHEI N, MATIAS V, RYOICHI H, et al. Deep learning wavefront sensing[J]. *Optics Express*, 2019, 27(1): 240–251.
- [48] TIAN Qinghua, LU Chenda, LIU Bo, et al. DNN-based aberration correction in a wavefront sensorless adaptive optics system[J]. *Optics Express*, 2019, 27(8): 10765–10776.
- [49] CAMILO W, FELIPE G, ESTEBAN V. Improved training for the deep learning wavefront sensor[C]// *SPIE Astronomical Telescopes + Instrumentation*, 2020.
- [50] XIN Qi, JU Guohao, ZHANG Chunyue, et al. Object-independent image-based wavefront sensing approach using phase diversity images and deep learning[J]. *Optics Express*, 2019, 27(18): 26102–26119.

[作者简介]

- 黄永梅 1969 年生, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为空间激光通信与智能控制。
李宏伟 1985 年生, 博士, 副教授, 主要研究方向为空间激光通信和信号处理。
贺东 1983 年生, 研究员, 硕士生导师, 主要研究方向为空间激光通信和信号处理。
王强 1975 年生, 研究员, 硕士生导师, 主要研究方向为光电跟踪系统的电控系统设计。
郭弘扬 1993 年生, 博士, 助理研究员, 主要研究方向为空间激光通信与图像智能检测。
王子豪 1998 年生, 博士研究生, 主要研究方向为模糊图像检测和复原。
唐微 1998 年生, 博士研究生, 主要研究方向为望远镜失调检测和校正。

(本文编辑: 潘三英)