

引用本文: 张颜鹭, 王安蓉, 邵宇丰, 等. 改善 FSO 信道估计的机器学习研究进展[J]. 光通信技术, 2025, 49(3): 16–21.

改善 FSO 信道估计的机器学习研究进展

张颜鹭¹, 王安蓉¹, 邵宇丰^{2*}, 朱耀东², 柳海楠¹, 陈超¹, 胡文光¹, 李文臣¹

(1. 重庆三峡学院 电子与信息工程学院, 重庆 404100; 2. 嘉兴大学 信息科学与工程学院, 浙江 嘉兴 314001)

摘要: 为应对自由空间光(FSO)通信系统中大气湍流和散射效应导致的信道非线性问题, 提升第六代移动通信(6G)时代光通信系统的传输可靠性, 综述机器学习(ML)在改善 FSO 通信信道估计中的研究进展, 对比分析了深度学习和非深度学习方法在 FSO 信道估计中的应用, 展示了 ML 在提升信道估计精度和系统性能方面的优势。最后, 展望了 ML 在 FSO 通信中遇到的挑战和未来发展趋势, 指出了 ML 算法在 FSO 通信系统中展现出的巨大潜力, 并探讨了未来研究的方向。

关键词: 自由空间光通信; 机器学习; 大气衰减; 信道估计; 研究进展

中图分类号: TN929.12 文献标志码: A 文章编号: 1002-5561(2025)03-0016-06

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2025.03.003

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Progress in machine learning research for improving FSO channel estimation

ZHANG Yanlu¹, WANG Anrong¹, SHAO Yufeng^{2*},

ZHU Yaodong², LIU Hainan¹, CHEN Chao¹, HU Wenguang¹, LI Wenchen¹

(1. College of Electronics and Information Technology, Chongqing Three Gorges University, Chongqing 404100, China;

2. College of Information Science and Engineering, Jiaxing University, Jiaxing Zhejiang 314001, China)

Abstract: To address the nonlinear channel issues caused by atmospheric turbulence and scattering effects in free space optical (FSO) communication systems and enhance the transmission reliability of optical communication systems in the sixth generation mobile communication (6G) era, this paper reviews the research progress of machine learning (ML) in improving FSO channel estimation. It compares and analyzes the applications of deep learning and non-deep learning methods in FSO channel estimation, demonstrating the advantages of ML in enhancing estimation accuracy and system performance. Finally, the challenges and future development trends of ML in FSO communication are discussed, highlighting the significant potential of ML algorithms in FSO systems and exploring future research directions.

Key words: free space optical communication, machine learning, atmospheric attenuation, channel estimation, research progress

0 引言

随着第六代移动通信(6G)时代的到来, 高速通信

收稿日期: 2024-08-21。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61107064)资助; 重庆市教委科学技术研究计划重大资助项目(KJZD-M201901201)资助; 重庆市三峡库区地质环境监测与灾害预警重点实验室开放基金重大资助项目(ZD2020-A0104)资助; 浙江省重点研发计划资助项目(2017C01043)资助。

作者简介: 张颜鹭(2000—), 男, 硕士研究生, 现就读于重庆三峡学院电子与信息工程学院电磁场与微波技术专业, 主要从事自由空间光通信技术研究工作, 曾获得全国大学生数学建模四川省三等奖、校级计算机技能大赛三等奖等奖项。

*** 通信作者:** 邵宇丰(1977—), 男, 博士后, 教授, 主要研究方向为自由空间光通信、人工智能辅助高级信号处理。



和大带宽需求日益增长。自由空间光(FSO)通信凭借其高带宽、强安全性、低成本部署等优势, 成为极具潜力的无线传输技术^[1]。FSO 通信系统融合了光纤通信的高速率和无线通信的灵活性, 特别适用于复杂地形和临时通信场景。然而, 大气信道中的湍流效应会导致光信号产生强度闪烁、光束漂移和额外衰减, 严重影响通信链路的稳定性^[2]。为准确表征不同湍流强度下的信道特性, 研究人员建立了多种统计模型: 弱湍流条件下适用对数正态分布^[3], 中强湍流采用 Gamma-Gamma 分布^[4], 而强湍流环境则可采用 K 分布或负指数分布^[5]。精确估计这些模型的参数, 对于优化系统设计、提升通信可靠性具有决定性作用。在 FSO 通信系统中, 信道的时频域响应会不断变化。信道估计的准

确性直接影响对信道状态信息 (CSI) 的获取精度,而 CSI 的准确性又决定了接收机能否通过信号检测正确恢复原始信号。目前,研究者们提出的信道估计算法有 3 类^[9]:非盲估计法、半盲估计法和盲估计法。其中,非盲估计法的经典算法包括最小均方误差 (MMSE) 估计、最小二乘 (LS) 估计算法等。其中,LS 估计算法相比 MMSE 估计算法的复杂度更低,但 LS 估计算法易受分布假设、异常值和共线性影响,估计稳定性差。同时,随着人工智能 (AI) 的发展,机器学习 (ML) 技术在自然语言、计算机视觉、语音识别等领域得到广泛应用。越来越多的研究人员开始利用 ML 技术处理复杂数据和非线性关系方面的优势,并将其应用到 FSO 信道估计方面,进一步改善了信道参数估计的准确性,且一些研究成果可以达到甚至超过传统估计算法的性能,展示了 ML 技术在通信领域的巨大潜能。

本文综述当前 ML 算法在 FSO 信道估计领域的最新研究进展,并深入分析各类算法在不同湍流条件下的适用性和性能表现;同时,探讨 ML 方法在 FSO 信道估计中的发展趋势和未来可能面临的技术挑战。

1 ML 算法在 FSO 信道估计领域的最新研究进展

本文对比分析 ML 算法中深度学习 (DL) 与非深度学习 (Non-DL) 两类 AI 辅助信号处理技术在 FSO 信道估计中的应用,通过系统综述与评估,探讨不同方法的优势与局限性。

1.1 基于 DL 的信道估计

DL 作为 ML 算法的一个分支,主要是通过深层神经网络 (DNN) 自动从数据中学习可表征其内在结构与规律的特征。DNN 包含多层结构,每一层由多个神经元组成,而这些神经元之间通过大量的连接和权重相互联系。因此,基于 DL 的模型能够处理诸如图像和声音等复杂数据的学习任务,从而实现数据的精确分类与预测。

DL 在 FSO 信道估计中的应用仍面临挑战,尤其是其对数据质量和多样性的高要求,以及模型复杂度的提升。相比之下,ML 在无线通信中的研究更为成熟,例如文献[7]系统梳理了 AI 辅助无线通信信道估计的方法,涵盖深度卷积神经网络 (CNN)、深度循环神经网络 (RNN)、超分辨率技术和压缩感知技术等多个方向。然而,在 FSO 领域,ML 的应用仍处于稳步探索阶段。尽管如此,随着 AI 技术的快速发展,越来越多的研究者开始尝试利用 DL 进行 FSO 信道估计,以应对

大气湍流等复杂环境下的信号失真问题。文献[8]建立了一个自适应、灵活和动态的 FSO 网络,以满足通信网络数据中心的高速率和高容量需求。在不了解信道模型的情况下,利用部署在接收端的 DNN 进行信道估计和光信号检测。研究结果表明,通过该方法输入数据与输出数据间的映射准确率提升至约 96%,显著减少了由于信道问题导致的损失。然而,该研究所构建的 DNN 结构相对简单,且观察到其损失函数的收敛值较高。未来基于此研究,可通过设计更复杂的网络架构进一步优化其性能,以期达到更低的损耗。文献[9]提出了一种端到端利用 DL 进行信道估计的方法,该方法将星座整形器、信道估计器和检测器组合在一起,构建了多种 FSO 通信系统配置,并考察了在不同强度的大气湍流条件下符号错误率 (SER) 与符号信噪比之间的关系。研究表明,所提出的信道估计方法的性能几乎等同于理想的信道估计方案。此外,这种方法不仅计算复杂度低,还能够适应大气湍流的变化。然而,该研究使用的网络均为 DNN 结构,未来的工作可以探索更多类型的 DL 算法来构建网络模型。例如:具有长期记忆功能、适合处理长时间序列数据的双向长短期记忆 (BiLSTM) 网络;能结合先验知识与观测数据,以概率方式建模的贝叶斯神经网络 (BNN);通过对抗训练生成与目标分布高度相似新样本的生成对抗网络 (GAN)^[10]。文献[11]提出了一种基于 DNN、CNN 和 RNN 的信道估计方法。虽然其系统架构参考了文献[9],但并未沿用其端到端设计,而是聚焦于接收端,对比分析了这些深度学习算法与传统 LS 及最小均方误差 (MMSE) 信道估计器的性能。此外,文中采用了均方误差 (MSE) 作为损失函数,而非文献[9]中使用的交叉熵损失函数。实验结果表明,与 LS 和 MMSE 估计器相比,该研究提出的不同 DL 算法的信道估计器展现出了相近甚至更优的性能,同时具有更低的误码率 (BER) (LS 和 MMSE 均为 0.293 7,而 DNN 和 CNN 均为 0.227 6, RNN 为 0.222 8)。

文献[12]引入了针对 FSO 通信系统的创新型符号检测与信道估计技术,通过整合神经网络和自编码器 (NN-AE),显著提升了系统性能及其适应性。由于现有信道估计方法大多忽略了接收信号受到的检测器噪声 (或散粒噪声)、电路噪声和热噪声等多种噪声的影响,进而导致额外的估计误差。为此,文献[13]研究开发了一种基于 CNN 的联合估计模型,能够同时评估检测噪声和湍流引起的信道衰落参数。此模型采用接收信号的边际概率分布函数来处理背景噪声,创建了

张颜鹭,王安蓉,邵宇丰,等:改善FSO信道估计的机器学习研究进展

一个湍流信道的模拟数据集,并运用最大池化、自适应学习速率及正则化等技术优化CNN估计器的训练过程。仿真结果表明,与传统的最大似然估计(MLE)器相比,所提出的CNN联合估计器在高检测噪声环境下表现出更好的性能,并且在不同的实际大气环境中具有更好的泛化能力。该研究不仅为FSO通信的信道估计提供了新的思路和方法,还有望提升FSO通信系统的整体性能和可靠性。

根据以上综述,本文总结对比了各文献中所使用DL信道估计方法的优缺点,如表1所示。

由此可知,基于DL技术进行信道估计可以有效降低算法复杂度、提高系统性能,并为未来的高速、高可靠性FSO通信系统的实现提供有力支持。

在FSO信道估计领域,采用DL进行FSO信道估计具有以下优势:1)高精度建模能力。通过海量数据训练,DL模型可自主学习信道非线性特征,显著提升估计精度。2)动态环境适应性。对大气湍流、多普勒频移、局部遮挡等时变干扰具有强鲁棒性,支持实时参数自适应调整。3)低复杂度处理。尽管DL模型可能具有较高的计算复杂度,但通过优化网络结构和参数设置,可以在维持高精度的同时降低实时处理的复杂度。

1.2 基于Non-DL的信道估计

基于Non-DL算法的ML并不局限于多层神经网络的复杂结构,而是采用更加多样化且灵活的算法模型,如支持向量机(SVM)、基于树算法(随机森林(RF)、决策树(DT))、贝叶斯估计(BE)和聚类算法等,以实现FSO信道的有效估计。这些算法在应对非线性和高维度数据时表现出显著优势,能够自动从未处理的大规模数据中提取出信道的关键统计特性和特征,而无需大量的先验知识或构建复杂的数学模型。文献[14]采用了MLE和BE对FSO信道系数进行了估计。该研

究在不同的湍流强度环境下,设置先导符号长度为16、32和64,分别应用MLE算法进行了实验,并绘制了BER与传输功率之间的关系曲线。研究结果显示,BE和MLE这2种算法所得出的信道估计结果基本一致,这表明两者均可有效应用于FSO信道系数的估计。然而,相较于MLE,BE算法的计算更复杂。此外,通过MLE算法得到的结果可知,在特定的传输功率水平下,随着先导符号长度的增加,系统的性能也有所提升。

文献[15]研究了基于无监督机器学习(包括K-均值聚类、分层聚类、K-Medoid聚类和模糊聚类)的多点FSO通信系统实时用户发现方法。基于此,文献[16]提出基于监督学习框架的SNR估计方法,通过集成DT、SVM、RF、朴素贝叶斯(NB)、人工神经网络(ANN)和K近邻(KNN)等多种算法,实现FSO通信系统中双用户链路的SNR估计。该研究通过波分复用技术将2个用户的信号合并,在经过大气信道传播后接收混合信号,并提出2种特征提取方法(基于直方图的特征提取与基于局部最大值位置的特征提取)用于训练分类模型,以分别估计每个用户的SNR和两者的联合SNR。其中,基于局部最大值位置的特征提取方法效果最佳,使用SVM算法的分类准确率达到92%。此外,RF和KNN算法也表现出色,分类准确率超过了90%。同时,该研究对不同SNR组合下的错误率进行了深入分析,发现当2个用户的SNR差异较小时,错误率较低。这表明实验方法有助于减少接收端计算时间和内存需求,从而优化系统性能。然而,该研究仅聚焦于2个用户的场景,实际应用中可能需要处理更多用户的情况。这意味着算法需具备区分来自不同用户信号的能力,并在多个用户共存时维持高分类准确性。此外,实验所采用的系统相对简单,尚未考虑到实

表1 DL信道估计方法对比

文献	算法	主要贡献	性能评估指标	优点	缺点
[8]	DNN	提高信道估计准确率至96%	准确率	部署简单,性能稳定	模型结构较简单,损失收敛较大
[9]	DNN	考虑不同湍流条件,性能接近完美信道估计	SER、Es/NO	复杂度低,独立于先导序列的信道估计	模型单一
[11]	DNN+CNN+RNN	相比经典估计算法误码率更低	BER	估计精度高,鲁棒性强	模型训练复杂,计算资源消耗大
[12]	NN-AE	在符号检测中优于接近容量的卷积码	BER	准确率较高,灵活性和适应性强	计算复杂度和训练时间相对较高
[13]	CNN	能同时估计FSO通信系统中的检测噪声和湍流衰落参数	MSE、 R^2	联合估计有效降低模型的计算复杂度和过拟合风险	模型的结构和参数设置较为复杂

际部署过程中遇到的各种挑战,例如信号衰减、多径效应以及非视距传输等问题。

文献[17]系统评估了 ML 算法(涵盖 ANN、KNN、DT、RF 和梯度提升回归(GBR))对海洋环境下 FSO 通信系统链路性能的预测能力。这些算法通过决定系数 R^2 和均方根误差(RMSE)作为评估指标对系统性能进行估算。研究人员使用了为期 12 个月的实地气象数据(如风速、气压、温度、湿度、露点、太阳通量以及海气温差)来预测接收信号强度(RSSI)。研究表明,在 R^2 指标下,ANN 模型精度最高,达到了 0.948 67。而在 RMSE 方面,RF 表现最佳,误差为 7.37。然而,ANN 和 GBR 需要更长的计算时间,表明它们的模型复杂度相对较高。类似地,文献[18]研究了 FSO 陆地无线电系统(RoFSO)在不同天气条件(雨天、雾天和晴天)下的通信效率与可靠性。该研究采用了 ANN、KNN 和 DT 这 3 种 ML 方法,并以大气衰减和系统参数作为输入特征,通过 R^2 和 RMSE 作为评判指标进行系统性能的估算。此研究采用了 32 阶正交幅度调制(32QAM)和 64QAM 的正交频分复用(OFDM)调制仿真方案,尽管仿真结果精度较高,其与真实海洋环境实测数据之间仍存在系统误差。仿真结果表明,在 SNR 预测方面,ANN、KNN 和 DT 的 R^2 分别为 0.971 39、0.891 48 和 0.961 56, RMSE 分别为 1.87、8.82 和 6.54; 在 BER 预测方面, R^2 分别为 0.978 02、0.934 21 和 0.897 98, RMSE 分别为 1.26、7.89 和 2.13。对比分析显示,ANN 模型在这 2 种预测任务中均展现出最优性能(R^2 最高且 RMSE 最低),表明其在连续湍流环境下的性能预测和实时系统监控中具有最佳适用性。

根据以上综述,本文总结对比了各文献中所使用 Non-DL 信道估计方法的优缺点,如表 2 所示。

在 FSO 信道估计中,基于 Non-DL 的 ML 算法与

传统回归方法相比具有独特优势:1) 计算复杂度低,适合实时处理场景;2)实现过程简单(无需大规模训练数据与复杂调参,采用闭式解或迭代优化即可部署);3)良好的系统可扩展性。这些特性使其特别适用于信道环境变化缓慢、对估计精度要求不高的场景(如室内/短距离通信)。然而,其非线性建模能力和环境适应性相对有限,在复杂多变信道条件下估计精度通常不如 DL 方法。相比之下,DL 方法虽然具有更强的非线性建模能力、更高的环境适应性和算法灵活性,能够更精确地表征复杂信道特性,但也面临模型复杂度高、计算资源需求大等挑战。实际部署时需要综合考虑:1)模型性能需求;2)硬件计算能力;3)具体场景约束,在算法性能与计算效率之间寻求最优平衡。

2 挑战与展望

本文研究团队深入探究了 FSO 通信系统在多种天气条件下的性能表现,尤其是关注信号收发效率的评估。在之前的一项研究中,我们创新性地提出了一种基于曼彻斯特编码的 FSO 通信方案,专门用于海洋岛屿间的数据传输。通过模拟晴天、雨天及雾天等不同气象条件,并设定相应的信道衰减参数,验证了该系统能够在长达 100 km 的海底光缆与 1 km 的 FSO 链路上稳定传输速率高达 10 Gb/s 的曼彻斯特编码信号。然而,光斑的空间分布特征和天气状况的快速变化均会导致 FSO 信道质量出现波动。这使得在保持相同 BER 标准的情况下,实际接收机的灵敏度相比理想的背靠背传输场景存在显著差异。因此,在实际应用中,必须考虑到这些因素对 FSO 通信链路稳定性的影响,并采取相应措施来缓解不利天气条件带来的挑战。

为了进一步应对这一挑战,在后续的研究中,我们对 FSO 通信的大气信道特性进行了详细的建模与

表 2 Non-DL 信道估计方法对比

文献	算法	主要贡献	性能评判指标	优点	缺点
[15]	MLE+BE	在给定的传输功率水平下,增加先导符号长度会提高性能	BER	均能有效估计信道系数,显著改善误码率	与 BE 相比,MLE 复杂度较高
[17]	DT+SVM+RF+NB+ANN+KNN	在用户共享时间、带宽和空间资源的情况下,有效估计各用户的传输质量	准确率	能适应不同类型的数据集和问题	在处理大规模数据集时,往往需要较高的计算资源
[18]	ANN+KNN+DT+RF+GBR	有效提升 FSO 链路在复杂海洋环境下的可靠性和稳定性	RMSE、 R^2	对噪声和异常值具有一定的容忍度,能够在一定程度上抵抗数据中的干扰因素	过拟合问题,对参数敏感,训练复杂
[19]	ANN+KNN+DT	为 RoFSO 系统性能的实时预测和优化提供了一种有效的解决方案	RMSE、 R^2	简单直观,易于实现和理解,无需复杂的假设	可解释性较弱,对数据中的异常值和噪声敏感

张颜鹭,王安蓉,邵宇丰,等: 改善 FSO 信道估计的机器学习研究进展

表 3 ML 算法与传统非 ML 算法在 FSO 信道估计中的优缺点

算法	优点	缺点	适用场景
ML	高精度,环境适应性强,处理复杂信道特性能力强	训练数据需求大,模型泛化能力受限,实现复杂度高	存在大气湍流、云雾等自然现象影响的 FSO 通信、高速移动通信、远程通信等场景
传统非 ML	低复杂度,实现简单,计算资源要求低	估计精度有限,环境适应性差,无法处理复杂信道特性	适用于信道环境相对稳定,变化不剧烈的场景。如基于导频信号或训练序列的信道估计,在环境稳定时能够提供较为准确的估计结果。

表 4 不同 ML 算法在 FSO 信道估计中的优缺点

算法	优点	缺点
CNN	适合处理涉及空间依赖性的信道估计任务	特征提取过程复杂,难以解释
RNN	适合处理信道时间序列数据	处理长序列时计算量大,训练时间长
DNN	部署简单,在单一信道估计任务中性能较高	捕捉时空相关性的能力有限
ANN	能逼近复杂的非线性函数,适用于信道中可能存在的各种非线性失真和干扰	需要收集和处理大量的信道样本数据,计算复杂度高
DT	无需复杂的迭代优化过程,可以直接通过训练数据构建模型;在处理大规模数据集时仍然能够保持较高的效率	有过拟合风险,如果训练数据有限或存在噪声,可能导致模型在测试集上表现不佳
RF	通过集成多个决策树,降低了单个决策树过拟合的风险,提高了模型在未见数据上的泛化能力	性能受多个参数影响,如树的数量、树的深度、特征选择的方式等;参数的调优需要一定的经验和实验,增加了模型构建的复杂性
KNN	可随时添加新信道数据到训练集中,而无需重新训练模型	如果信道数据包含大量特征,可能会遇到维度灾难的问题

分析。通过一系列优化措施,包括提升激光器输出功率、选择适合的工作波长以及规划最优传输路径,显著减轻了大气衰减对通信质量的影响。然而,尽管这些改进带来了积极的效果,但也导致了系统能耗的增加(例如通过提升发射功率或增设信号放大设备)。此外,在实际部署过程中,光束对准误差仍然是影响信号接收质量和导致信号畸变的重要因素。未来,我们的目标是在不同的大气环境条件下应用 ML 算法来实现更加稳定的信道模型,以获得更精确的信道估计参数。借助先进的 ML 技术,有效克服现有挑战,进一步提升 FSO 通信系统的性能和可靠性。

虽然 DL 方法能通过 ML 算法建立更精准的环境自适应模型,特别适用于远程/高速移动等复杂场景,但其应用同样面临显著挑战,比如需要大量的训练数据,且在面对与训练数据差异较大的新环境时,模型的泛化能力可能会受限。因此,DL 特别适合于对信道估计精度要求极高、信道环境复杂多变的应用场景,例如远程通信和高速移动通信。

为定量评估不同算法的实际效能,本文对比分析 ML 算法与非 ML 算法的性能差异,结果如表 3 所示。

不同 ML 算法在 FSO 信道估计中的优缺点,如表 4 所示。尽管 ML 算法为 FSO 通信系统设计提供了新的技术路径,其实施仍面临三大核心挑战:

1)对数据质量和数量的高度依赖。为了确保参数估计的准确性,FSO 信道估计需要收集并预处理大量高质量的数据。

2)模型选择需与应用场景匹配。不同的 ML 模型(如 DNN、BNN、DT 等)适用于不同类型的 FSO 信道特征。因此,在选择合适的模型时,必须根据具体的应用场景和需求进行仔细权衡,并通过优化模型结构和参数来进一步提升性能。

3)计算资源消耗大。ML 模型通常具有较高的复杂性,这意味着它们在训练过程中会消耗大量的计算资源,导致耗时较长且成本较高。

为应对这些挑战,研究者们需要从以下 3 个方面持续探索:一是开发更高效的数据采集与处理方法;二是深入研究不同机器学习模型的特点,以优化其在特定场景下的适应性;三是寻求降低计算资源消耗的技术方案。通过突破这些技术瓶颈,能充分发挥机器学习算法在 FSO 通信系统中的潜力,从而显著提升系统性能与传输效率。

3 结束语

本文综述了多种 ML 算法在 FSO 通信信道估计领域的最新研究成果,并深入分析了这些算法在促进 FSO 技术实际应用过程中所面临的关键挑战,同时展

望了该领域的发展前景。随着 ML 技术的迅猛发展及其在通信领域的深度融合与创新应用,FSO 系统迎来了前所未有的发展机遇。ML 算法的引入不仅为 FSO 信道特性的精准建模与高效估计提供了强有力的技术支持,还极大地增强了系统的自适应能力和鲁棒性,使其能够有效应对复杂多变的通信环境。因此,FSO 与 ML 技术的深度融合将成为未来通信领域的重要发展方向。通过持续优化 ML 算法,有望突破现有技术瓶颈,推动 FSO 系统走向更广泛的实际应用。

参考文献:

- [1] GUEYE I, DIOP I, DIOUM I, et al. Cooperative systems in optical wireless communication: a survey[J]. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 2020, 98(11): 1901–1916.
- [2] KASHANI M A, UYSAL M, KAVEHRAD M. A novel statistical channel model for turbulence-induced fading in free-space optical systems[J]. Journal of Lightwave Technology, 2015, 33(11): 2303–2312.
- [3] SANDALIDIS H G, TSIFTIS T A, KARAGIANNIDIS G K, et al. BER performance of FSO links over strong atmospheric turbulence channels with pointing errors[J]. IEEE Communications Letters, 2008, 12(1): 44–46.
- [4] PEPPAS K P, LAZARAKIS F, ALEXANDRIDIS A, et al. Simple, accurate formula for the average bit error probability of multiple-input multiple-output free-space optical links over negative exponential turbulence channels[J]. Optics Letters, 2012, 37(15): 3243–3245.
- [5] ODEYEMI K O, OWOLAWI P A, SRIVASTAVA V M. Performance analysis of free space optical system with spatial modulation and diversity combiners over the Gamma Gamma atmospheric turbulence[J]. Optics Communications, 2017, 382: 205–211.
- [6] ZENG Y, NG T S. A semi-blind channel estimation method for multiuser multiantenna OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(5): 1419–1429.
- [7] 李坤,张静,李潇,等. 人工智能辅助的信道估计最新研究进展[J]. 电信科学, 2020, 36(10): 46–55.
- [8] DARWESH L, ARNON S. Deep learning for free space optics in a data center environment[C]//Laser Communication and Propagation Through the

张颜鹭,王安蓉,邵宇丰,等: 改善 FSO 信道估计的机器学习研究进展

- Atmosphere and Oceans VII. September 18, 2018, San Diego, United States. Washington: SPIE, 2018: 24–32.
- [9] AMIRABADI M A, KAHAEI M H, NEZAMALHOSSEINI S A, et al. Deep learning for channel estimation in FSO communication system[J]. Optics Communications, 2020, 459: 1–7.
 - [10] CHEN W, ZHANG M, WANG D, et al. Deep learning-based channel modeling for free space optical communications[J]. Journal of Lightwave Technology, 2022, 41(1): 183–198.
 - [11] NDIAYE P, SOW A, DIOP M, et al. Free space optical channel estimation based on deep learning algorithms[C]//2023 International Workshop on Fiber Optics on Access Networks(FOAN), October 30–31, 2023, Gent, Belgium. Piscataway: IEEE, 2023: 27–31.
 - [12] ELFIKKY A, REZKI Z. Symbol detection and channel estimation for space optical communications using neural network and autoencoder[J]. IEEE Transactions on Machine Learning in Communications and Networking, 2024, 2: 110–128.
 - [13] CHEN D, WANG R, WANG C, et al. Joint estimation model for FSO channel parameters and performance evaluation based on CNNs[J]. Applied Optics, 2024, 63(9): 2156–2166.
 - [14] MISHRA P, SONALI, DIXIT A, et al. Machine learning techniques for channel estimation in free space optical communication systems[C]//2019 IEEE International Conference on Advanced Networks and Telecommunications Systems (ANTS), December 16–19, 2019, Goa, India. Piscataway: IEEE, 2019: 1–6.
 - [15] AVETA F, REFAI H H, LOPRESTI P G. Cognitive multi-point free space optical communication: real-time users discovery using unsupervised machine learning[J]. IEEE Access, 2020, 8: 207575–207588.
 - [16] AVETA F, ALGEDIR A, REFAI H. Quality of transmission estimation for multi-user free space optical communication using supervised machine learning[C]//2021 IEEE Cognitive Communications for Aerospace Applications Workshop (CCAAS), June 21–23, 2021, Cleveland, USA. Piscataway: IEEE, 2021: 1–5.
 - [17] LIONIS A, PEPPAS K, NISTAZAKIS H E, et al. Using machine learning algorithms for accurate received optical power prediction of an FSO link over a maritime environment[J]. Photonics, 2021, 8(6): 1–17.
 - [18] KAUR S, KAUR J, SHARMA A. Predicting the performance of radio over free space optics system using machine learning techniques[J]. Optik, 2023, 281: 1–17.