

doi:10.13756/j.gtxyj.2025.250001.

专题:海洋通信与传感网络

闫红强,江明. 跨水面VLC链路对准与信号检测技术研究[J]. 光通信研究, 2025(4): 250001.

Yan H Q, Jiang M. Research on Link Alignment and Signal Detection Technologies for Cross-water Visible Light Communication [J]. Study on Optical Communications, 2025(4): 250001.

## 跨水面VLC链路对准与信号检测技术研究(特邀)

闫红强,江明

(中山大学电子与信息工程学院(微电子学院),广州 510275)

**摘要:**【目的】随着通信网络技术向第六代移动通信技术(6G)快速演进发展,未来构建空天地海一体化的万物互联网成为可能。其中,跨水面可见光通信(VLC)技术已成为支撑上述新型网络的关键使能技术之一。【方法】文章针对现有跨介质水对空(W2A)VLC系统研究的不足,基于所构建的扩展W2A(eW2A)VLC信道模型,针对无人机(UAV)与自主水下航器(AUV)之间通信的W2A-VLC应用场景,提出了一种基于深度学习(DL)的链路对准(LA)方案,可实现收发机通信链路之间的对准。在完成光链路对准的基础上,文章进一步针对未知风速的信道环境设计了一种基于风速估计和信道分类的信号检测方案,可以有效提高W2A-VLC系统在不同水体及风速条件下的信号检测性能。【结果】计算结果显示,基于Lognormal和Gamma分布的拟合eW2A信道模型与蒙特卡洛信道仿真的数据匹配度较高,可以较好地模拟跨水面VLC信道的建模。仿真结果表明,在高信噪比区间及不同风速条件下,UAV位于2~30°之间4个角度层的角度估计准确率均可达到100%,具有良好的收敛性,可有效支持DL-LA方案实现UAV移动路径决策。此外,在1~10 m/s的风速区间内,文章所提基于风速估计(WE)和信道分类(CC)的符号检测(SD)方案,即WE-CC-SD方案,可在未经训练的未知风速条件下获得较高的WE准确率及接近理想信道状态条件下的比特误码率(BER)性能。【结论】上述结果证明了文章所提DL-LA和WE-CC-SD两种解决方案相比传统方案的优越性,该研究成果可为跨水面VLC技术的完善与发展提供有益参考。

**关键词:**跨水面通信;可见光通信;深度学习

中图分类号:TN929

文献标志码:A

## Research on Link Alignment and Signal Detection Technologies for Cross-water Visible Light Communication

YAN Hongqiang, JIANG Ming

(School of Electronics and Information Technology (School of Microelectronics), Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China)

**Abstract:** 【Objective】As communication network technologies rapidly evolve towards the 6th Generation Mobile Communication Technology (6G), the future may see the emergence of an integrated internet of everything that covers space, sky, land, and sea scenarios. In this context, cross-water Visible Light Communication (VLC) has emerged as one of the key enabling technologies to support such a new network. 【Methods】In this paper, we address the shortcomings of existing Water-to-Air (W2A) VLC systems with a Deep Learning (DL) aided Link Alignment (LA) scheme for a W2A-VLC system communication between Unmanned Aerial Vehicle (UAV) and Autonomous Underwater Vehicles (AUV), based on the proposed extended W2A (eW2A) VLC channel model. Upon the aligned optical link between the transmitter and receiver, we further design a signal detection scheme based on a wind speed estimator and a channel classifier operating in a channel with unknown wind speeds. 【Results】The results show that the fitted eW2A channel model based on Lognormal and Gamma distributions matches well with the channel data generated by Monte Carlo simulations, accurately modeling the cross-water VLC channel. Simulation results show that under high Signal-to-Noise Ratio (SNR) conditions and different wind speeds, the angle estimation accuracy of the four angular layers located between 2~30° for the UAV can reach 100%. The results exhibit good convergence and can effectively support the UAV path decision-making in the DL-LA scheme. Additionally, in the wind speed range of 1~10 m/s, the Wind-speed Estimation (WE) and Channel Classification (CC) aided Symbol Detection (SD), namely the WE-CC-SD scheme, can work under untrained unknown wind speeds. This scheme can achieve a high accuracy of WE and a Bit Error Rate (BER) performance close to that achieved under ideal channel state conditions. 【Conclusion】The above results validate the superiority of the proposed DL-LA and WE-CC-SD schemes over traditional methods. The findings can provide valuable references for the improvement and development of cross-water VLC technologies.

**Key words:** cross-water communication; VLC; DL

收稿日期:2025-01-01; 修回日期:2025-03-12; 纸质出版日期:2025-08-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(62271516);广东省科技创新资助项目(2021TX06X126)

作者简介:闫红强(1999-),男,河北邯郸人。硕士,主要研究方向为可见光通信与人工智能技术。

通信作者:江明,教授。E-mail: jiangm7@mail.sysu.edu.cn

© Editorial Office of *Study on Optical Communications*. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

## 0 引言

近年来,跨水面通信技术成为构建未来空天地海一体化网络<sup>[1]</sup>的关键环节之一。其中,跨水面可见光通信(Visible Light Communication, VLC)技术凭借其无需中继、高数据传输率、高保密性、低延迟和低功耗等特性<sup>[2]</sup>,引起了日益增长的研究关注,主要体现在以下3个方面:

首先,现有文献针对水对空(Water-to-Air, W2A) VLC信道建模,研究了蒙特卡洛建模方法<sup>[3]</sup>,分析了在波浪和平静水面条件下的信道特征<sup>[4]</sup>以及不同尺度波浪下的误比特率(Bit Error Rate, BER)<sup>[5]</sup>,但未能更全面地反映信道综合特性;其次,现有文献提出使用宽光束<sup>[6]</sup>、非视距通信<sup>[7]</sup>、收发机阵列<sup>[5]</sup>和波束跟踪<sup>[8-9]</sup>等技术来提高光信号传输的链路对准(Link Alignment, LA)性能,但仍存在传输距离受限和设备复杂度较高等问题;再次,现有文献考虑利用多载波<sup>[9]</sup>、自适应阈值解调<sup>[10]</sup>和自适应差分脉冲位置调制<sup>[11]</sup>等技术增强系统的抗噪声性能,但尚未充分研究如何适应动态波面<sup>[9]</sup>或兼顾高速需求<sup>[10-11]</sup>。此外,近年来面向水下和自由空间 VLC 场景的深度学习(Deep Learning, DL)技术在信道估计<sup>[12]</sup>、信号检测(Signal Detection, SD)<sup>[13]</sup>和 LA<sup>[14-15]</sup>等方面取得了快速进展,但鲜有针对跨水面场景的设计。

基于上述背景,本文的主要创新点和贡献如下:

①基于作者的前期工作基础<sup>[16]</sup>,通过引入风速等因素的影响,构建了更完整的扩展 W2A(extended W2A, eW2A) VLC 信道模型;

②基于 DL 的 LA 方案,提出了一种接收机方位角估计方法和自适应移动策略,用于辅助 W2A-VLC 系统收发机的准确对准,相比现有方案<sup>[8]</sup>在部署成本和复杂度方面具有较好的优势;

③提出了一种基于风速估计(Wind-speed Estimation, WE)和信道分类(Channel Classification, CC)的 SD 方案,利用修正均方误差(Rectified Mean Square Error, RMSE)准则构造了损失函数,性能接近理想方案。

## 1 eW2A-VLC 信道模型

本文考虑自主水下载具(Autonomous Underwater Vehicle, AUV)向无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)发送信息的 W2A-VLC 场景,构建了如图 1 所示的 eW2A-VLC 信道模型,并采用蒙

特卡洛方法建模。在该模型中,光信号的传播可分为水下、水-空气界面和空气 3 个部分。与现有模型不同,eW2A-VLC 信道模型考虑了水下湍流、水体浑浊度、大气路径损耗和风速等因素的影响,使其更贴近实际的跨水面 VLC 通信场景。

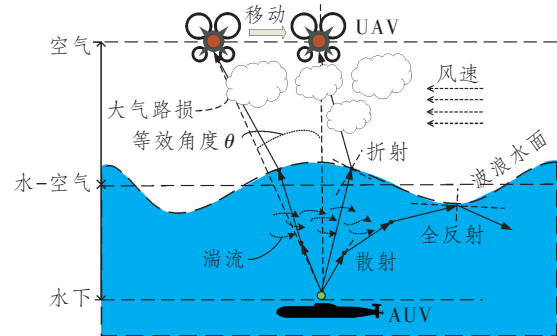


图 1 AUV-UAV 通信链路的 eW2A-VLC 信道模型示意图

Figure 1 The illustration of the eW2A-VLC channel model for AUV-UAV communication

具体地,定义  $\alpha$  为服从对数正态分布湍流诱导的信道衰落振幅随机变量,其概率密度函数(Probability Density Function, PDF)  $f(\alpha)$  为<sup>[17]</sup>

$$f(\alpha) = \frac{1}{2\alpha\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(\ln\alpha - 2\mu)^2}{8\sigma^2}\right], \quad (1)$$

式中: $\mu$  为对数均值; $\sigma^2$  为对数方差。设定归一化条件  $E(\alpha)=1$ , 此时  $\mu=-\sigma^2$ , 其与描述湍流诱导衰落波动强度的闪烁指数  $\sigma_I^2$  的对应关系为<sup>[17]</sup>

$$\mu = -0.25\ln(1 + \sigma_I^2). \quad (2)$$

由于光信号在水-空气界面会发生折射和全反射的特性,通过建模波浪海面得到各处的高度,即可计算折射和全反射后的光信号。因此,可以基于海浪功率谱  $S(\omega)$  进行建模。根据线性叠加法,海面高度关于坐标  $(x, y)$  和时间  $t$  的函数可表示为<sup>[18]</sup>

$$F(x, y, t) = \sum_{i=1}^{V_1} \sum_{j=1}^{V_2} \sqrt{2S(\omega_i, \theta_j^D)} \Delta\omega_i \Delta\theta_j^D \times \cos(k_i x \cdot \cos\theta_j^D + k_i y \cdot \sin\theta_j^D - 2\pi\omega_i t + \epsilon_{ij}), \quad (3)$$

式中: $V_1$  和  $V_2$  分别为角频率和方向角的划分数量; $\omega_i$  为等能量划分的角频率,  $i \in [1, \dots, V_1]$ ,  $\Delta\omega_i = (\omega_i + \omega_{i+1})/2$ ;  $\theta_j^D$  为在  $[-\pi, \pi]$  上均匀划分的方向角,  $j \in [1, \dots, V_2]$ ,  $\Delta\theta_j^D = (\theta_j^D + \theta_{j+1}^D)/2$ ;  $k_i$  为波数; $\epsilon_{ij}$  为在  $[0, \pi)$  上均匀分布的随机初始相位。特别地,  $S(\omega)$  采用了可体现风速对波面影响的皮尔森-莫斯科维奇(Pierson-Moskowitz, PM)谱。

进一步地,光信号在空气中传播时会发生衰减,

应引入一个与路径长度  $L_a$  有关的路径损失因子  $l_a$ ，其表达式为<sup>[19]</sup>

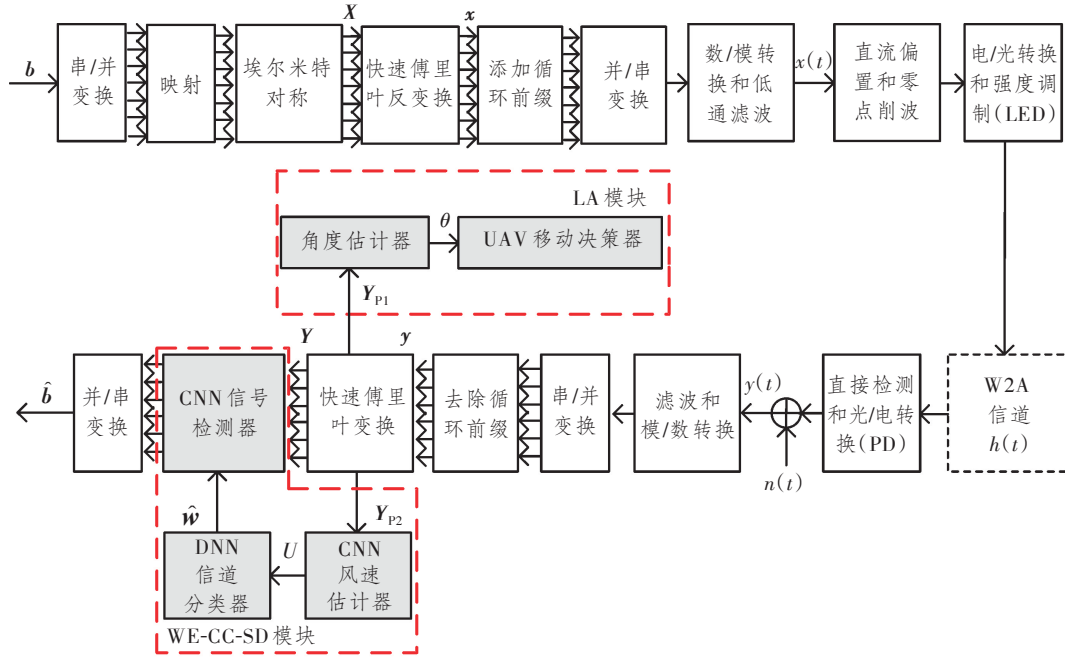
$$l_a = \exp(-\sigma_a L_a), \sigma_a = \frac{3.912}{D_v} \left( \frac{\lambda}{550} \right)^{-1.3}, \quad (4)$$

式中： $D_v$  为大气能见度； $\lambda$  为光波长。

此外，受文献[17]启发，本文基于上述 eW2A-VLC 信道模型，利用典型统计分布的方法来拟合信道衰落，以研究其统计特性。

## 2 基于 DL 的 W2A-VLC 系统

图 2 所示为以直流偏置光正交频分复用(Direct Current Biased Optical Orthogonal Frequency Division Multiplexing, DCO-OFDM)为例的系统框图。值得注意的是，本文在接收端设计了针对 LA 问题的 DL-LA 方案和针对 SD 问题的 WE-CC-SD 方案。下面将具体介绍所述的两种新方案。



注：CNN 为卷积神经网络；DNN 为深度神经网络；LED 为发光二极管；PD 为光电二极管； $\mathbf{b}$  为信息比特向量； $\hat{\mathbf{b}}$  为信息比特向量的估计值； $\mathbf{X}$  为频域发射信号向量； $\mathbf{x}$  为时域发射信号向量； $x(t)$  为时域发射信号； $\mathbf{Y}$  为频域接收信号向量； $\mathbf{Y}_{p1}$ 、 $\mathbf{Y}_{p2}$  为导频信号向量； $\mathbf{y}$  为时域接收信号向量； $y(t)$  为时域接收信号； $n(t)$  为时域噪声信号； $U$  为风速； $\hat{\mathbf{w}}$  为 DNN 信道分类器输出的组合权重向量的估计值。

图 2 基于 DL 的 DCO-OFDM 系统框图

Figure 2 The schematic of the DCO-OFDM system based on DL

### 2.1 基于 UAV 与 AUV 通信的 DL-LA 方案

在实际环境中，由于散射、湍流和波面折射的影响，理想 LA 条件的实现具有挑战性。本小节面向 UAV 与 AUV 间通信的 W2A-VLC 场景，提出了 DL-LA 方案。

如图 1 所示，在 UAV 与 AUV 间通信的 W2A-VLC 场景中，AUV 发射机沿垂直方向发射信号，UAV 接收机在恒定高度的平面上移动以实现对准。本文定义 UAV 和 AUV 连线与垂直方向的夹角为等效角度  $\theta$ ，接收机平面上与  $\theta$  相同的位置定义为一个角度层  $R_\theta$ ，当  $\theta$  小于对准阈值时，可认为满足收发机 LA 条件。因此，越接近对准， $\theta$  越小，UAV 基于此准则沿“折线式螺旋”的轨迹移动，最终实现对准。

本文所提 DL-LA 方案如图 2 中的 LA 模块所

示，其包括基于 CNN 的角度估计器和 UAV 移动决策器两部分。在移动过程中，UAV 基于接收到的导频信号  $\mathbf{Y}_{p1}$ ，通过角度估计器实时获取其当前位置的等效角度  $\theta$ 。具体而言，角度估计器的网络与文献[16]中的信道估计器相同，由卷积层和全连接层组成，网络结构参数设置如 3.1 节所示。在 CNN 角度估计器的训练中，UAV 在几个角度层上随机改变位置，使用不同位置接收到的导频信号  $\mathbf{Y}_{p1}$  作为训练集。该操作过程可视为一个多分类任务，可采用交叉熵损失函数训练网络获取最接近  $\theta$  的估计值。

基于所获取的等效角度  $\theta$  估计值，系统调用移动决策器以确定相应的移动策略。移动策略的构建总结如图 3 所示，其中，移动步长由 UAV 的当前位置  $R_\theta$  决定， $R_\theta$  越靠近内层，移动步长越短。

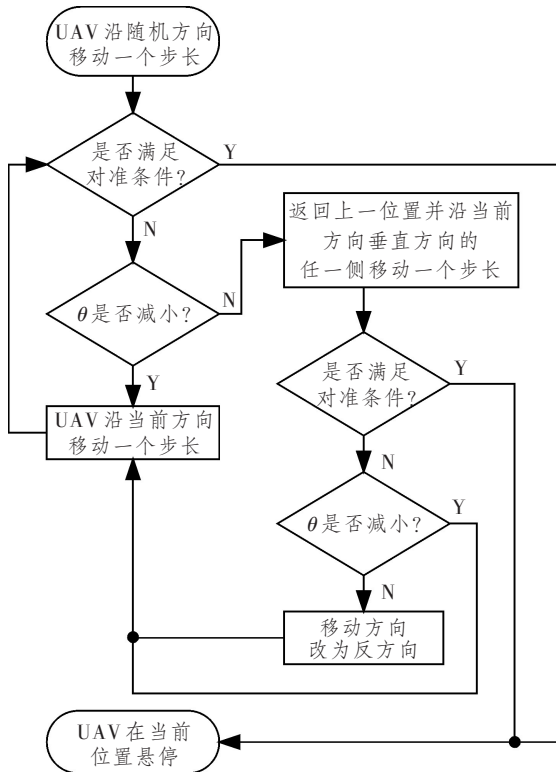


图3 UAV移动决策处理流程图

Figure 3 The flow chart of the UAV movement decision process

### 2.2 基于DL的WE-CC-SD方案

当系统完成LA操作后,即可进行数据通信。在海面环境下,不同风速条件会影响信道的波诱导衰落状态,从而影响通信系统的性能。考虑到海洋气候和季节等客观因素会导致风速存在动态变化,以及实际系统需要适应不同海域水体环境信道条件的需求,针对未知风速和未知水体的限制条件,本文提出了一种基于WE和CC的SD方案,即WE-CC-SD方案,如图2中的WE-CC-SD模块所示。

该方案包括CNN风速估计器、DNN信道分类器和CNN信号检测器等3个部分。具体地,信道分类器由全连接层组成,信号检测器网络架构与2.1节的角度估计器相同,风速估计器的网络架构与信号检测器的不同之处在于每个卷积层之后添加了平均池化层。具体来说:

①线上部署阶段: $M$ 个CNN信号检测器根据接收到的数据信号 $Y_s$ 获得估计比特集 $Q$ ;CNN风速估计器根据接收到的导频信号 $Y_{p2}$ 估计出风速 $U$ ;由DNN信道分类器根据 $U$ 给出估计比特集 $Q$ 的组合权重向量 $w$ ;最后,将 $Q$ 按 $w$ 加权组合获得估计软比特向量并完成SD。

②线下训练阶段:首先,在选定的 $M$ 种风速条

件下分别接收数据信号 $Y_s$ ,并分别完成对应的 $M$ 个CNN信号检测器的训练,其中,采用均方误差(Mean Square Error, MSE)作为损失函数以最小化估计比特与原始比特之间的误差。CNN信号检测器的设计可参考文献[12]实现。其次,将 $N_U(N_U > M)$ 种风速下接收到的导频信号 $Y_{p2}$ 作为CNN风速估计器的输入训练集。由于CNN风速估计器需根据接收到的导频信号 $Y_{p2}$ 来识别出当前的信道对应的风速值,故可将其视作一种多元分类任务,可采用交叉熵损失函数训练网络输出信道对应的风速。特别地,该网络采用平均池化层以辅助获得更好的训练效果。最后,基于已训练好的 $M$ 个CNN信号检测器和可识别 $N_U$ 种风速的CNN风速估计器,将随机风速 $U$ 作为DNN信道分类器的输入,训练网络输出用于 $M$ 个CNN信号检测器的组合权重向量 $w$ ,以实现信号检测器在未训练风速信道条件下的检测能力。

值得注意的是,由于估计比特集 $Q$ 和加权组合得到的估计向量 $\hat{b}$ 均为软比特,为恢复数据比特,还需进行最终判决。然而,由于 $Q$ 与 $\hat{b}$ 的线性关系,若DNN信道分类器的输出不满足 $\sum_{j=1}^M E[\hat{w}_j] = 1$ 的条件, $\hat{w}_j$ 为组合权重向量的估计值,则会引起 $\hat{b}$ 的期望值改变,此时若仍按原判决门限进行判决,将导致BER的抬升。为解决该问题,本文提出了一种基于RMSE准则的新型损失函数 $L_{oss}$ ,其具体表达式为

$$L_{oss} = E \left[ \left( b - \hat{b} \right)^2 \right] + \gamma \left| \sum_{j=1}^M E[\hat{w}_j] - 1 \right|, \quad (5)$$

式中, $\gamma$ 为用于平衡损失函数中两项占比的修正系数。式(5)中,第1项为最小化估计比特与数据比特间的差异,第2项为惩罚改变判决门限的样本。

## 3 仿真结果及分析

本节对所提出的扩展信道模型及DL-LA、WE-CC-SD两个新方案进行了仿真,并对结果进行了讨论和分析。

### 3.1 仿真参数设置

对eW2A-VLC信道进行蒙特卡洛仿真的通用参数为:设置AUV发射机和UAV接收机离海平面的距离均为2 m,LED发散角为 $10^\circ$ ,水下闪烁指数为0.2,水体类型为Jerlov I水体,发射光子数为 $10^8$ ,光波长为532 nm,接收机视场角为 $80^\circ$ ,PD直

径为 0.2 m,大气能见度为 12.8 km,采用正交频复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)系统,子载波数量为 64,其余参数结合下述具体方案进行介绍。

①对于 DL-LA 方案,设置其网络结构参数组合为{卷积层数,{卷积核数},{卷积核大小},{卷积步长};全连接层数,{各全连接层神经元数}}={4,{64,128,256,64},{1,1,1,1},{1,1,1,1};3,{256,128,4}}。训练策略为在信噪比(Signal to Noise Ratio,SNR)分别取 SNR={30,40,50,60,70} dB 的条件下,各训练 100 轮。网络输入维度为 128,训练集大小为  $4 \times 4 \times 10^5 \times 128$ ,测试集大小为  $4 \times 4 \times 10^4 \times 128$ ,优化器类型为随机梯度下降(Stochastic Gradient Descent,SGD),学习率为 0.005。

②对于 WE-CC-SD 方案,设置 CNN 信号检测器的网络结构参数组合为{卷积层数,{卷积核数},{卷积核大小},{卷积步长};全连接层数,{各全连接层神经元数}}={1,{16},{6},{6};3,{512,128,62}}。训练策略为在 SNR={30,40,50,60,70} dB 的条件下,各训练 100 轮,然后再将 SNR 设为 80 dB,训练 1 000 轮。网络输入维度为 128,训练集大小为  $2 \times 10^5 \times 128$ ,测试集大小为  $2 \times 10^4 \times 128$ ,优化器类型为 Adam,学习率为 0.001,随机失活率为 0.1。进一步地:

(a)设置 CNN 风速估计器的网络结构参数组合为{卷积层数,{卷积核数},{卷积核大小},{卷积

步长};平均池化层数,{池化窗大小,步长};全连接层数,{各全连接层神经元数}}={5,{64,128,256,128,64},{4,2,2,1,1},{1,1,1,1,1};4,{3,2};4,{512,256,128,11}}。训练策略为在 SNR={40,50,60,70} dB 的条件下,各训练 200 轮,然后再取 SNR=80 dB,训练 1 000 轮。网络输入维度为 128,训练集大小为  $11 \times 10^5 \times 128$ ,测试集大小为  $11 \times 10^4 \times 128$ ,优化器类型为 Adam,学习率为 0.01。

(b)设置 DNN 信道分类器的网络结构参数组合为{全连接层数,{各全连接层神经元数}}={2,{32,2}}。训练策略为在 SNR={40,50,60,70,80} dB 的条件下,各训练 50 轮。网络输入维度为 11,训练集大小为  $11 \times 10^5 \times 11$ ,测试集大小为  $11 \times 10^4 \times 11$ ,优化器类型为 Adam,学习率为 0.01,式(5)中的修正项系数  $\gamma=0.5$ 。

### 3.2 仿真性能分析

图 4 所示为 eW2A-VLC 信道衰落值的 PDF 与 Lognormal、Gamma 和 Weibull 3 种典型分布的拟合曲线。其中,设置仿真总帧时长为 150 s,信道衰落采样的时间间隔为 0.1 s。设置低风速取值区间为 0~5 m/s,高风速取值区间为 5~10 m/s。值得注意的是,信道衰落值可基于第 1 节的信道模型仿真得到,其中,通过式(1)模拟有无湍流的影响,并基于式(3)中由风速决定的  $S(\omega)$  来模拟不同风速引起的海面高度的改变,进而影响光束折射的分布情况,由此导致信道衰落值发生变化。

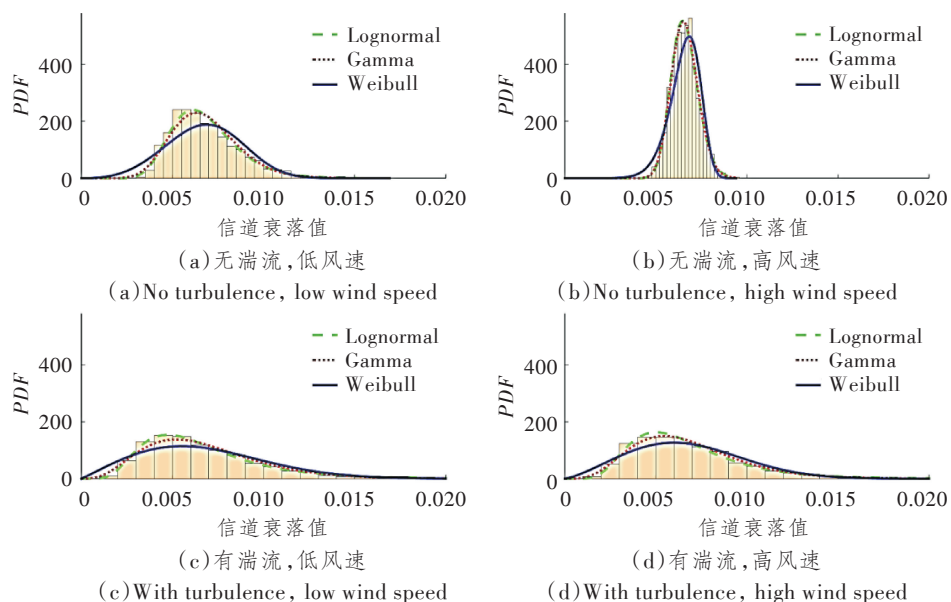


图 4 信道衰落值 PDF 曲线

Figure 4 The PDF curve of the channel fading

由图可知,高风速下的信道衰落值分布更集中。这是因为,相比高风速而言,在低风速时会有更多的

小尺度波导致光信号穿透海面时向更多方向发生折射,进而增大了光信号被接收机检测到的概率,故信

道衰落值的波动范围相对更大。类似地,湍流也会导致光信号在水下的随机折射率增大,因而也使得信道衰落值的分布变得分散。并且,由于湍流诱导衰落服从对数正态分布,导致信道衰落值的PDF呈现出偏向于零的偏态分布。上述现象充分证明了湍

流对 W2A 信道的影响较为显著。

进一步地,本文采用  $R^2$  度量<sup>[17]</sup>来评估图 4 中的 3 种分布在各条件下的拟合优度。由计算结果可知,Lognormal 和 Gamma 分布与蒙特卡洛信道仿真的数据匹配度较高,其对应的拟合分布参数如表 1 所示。

表 1 不同条件下的最优拟合分布及统计特性参数

Table 1 The optimal fitted distributions and statistical characteristic parameters under different conditions

	低风速	高风速
无湍流	Lognormal (对数均值, 对数方差) = (-0.0657, 0.0657)	Gamma (形状参数, 尺度参数) = (82.1873, 0.0122)
有湍流	Lognormal (对数均值, 对数方差) = (-0.0659, 0.0659)	Lognormal (对数均值, 对数方差) = (-0.0121, 0.0121)

图 5 所示为 DL-LA 方案的性能图。其中,设置了  $\theta = \{2, 10, 20, 30\}^\circ$  所对应的一共 4 个角度层,在风速  $U = 5 \text{ m/s}$  的条件下进行训练。图 5(a)测试了不同风速条件下 CNN 角度估计器的准确率,由图可知,即使训练仅针对单一风速进行,但在高 SNR 时,不同风速条件下的角度估计准确率均可达到 100%,证明了该角度估计器对风速的鲁棒性。进一步地,图 5(b)测试了 UAV 从未经训练的若干不同角度层出发,按所提策略移动,最终完成对准所需的移动次数,由图可知,即使测试的角度层与训练的角度层不同,系统仍可正常工作,且  $\theta$  越小,所需收敛的次数越少,证明了本方案的收敛性。

图 6 所示为 UAV 在接收机平面移动的一个决策过程示例图。图中,数字 1~10 代表 UAV 移动轨迹的次序,红色粗箭头代表 UAV 的移动方向。仿真结果表明,UAV 经过若干次的移动后可以到达对准点,证明了本方案的有效性。

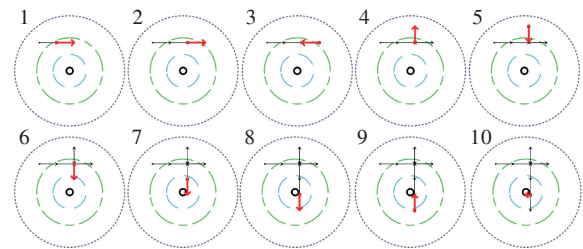
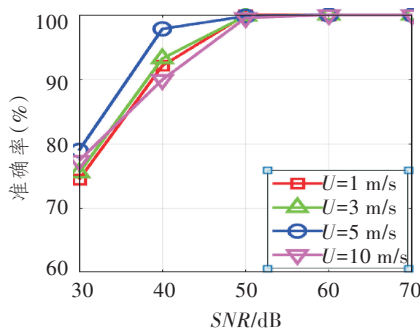


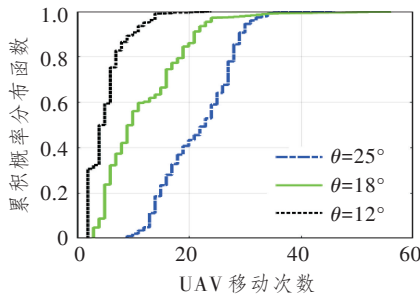
图 6 UAV 移动决策过程示例图

Figure 6 An example of the UAV movement decision process



(a) 角度估计准确率

(a) Angle estimation accuracy



(b) UAV 移动次数

(b) UAV movement times

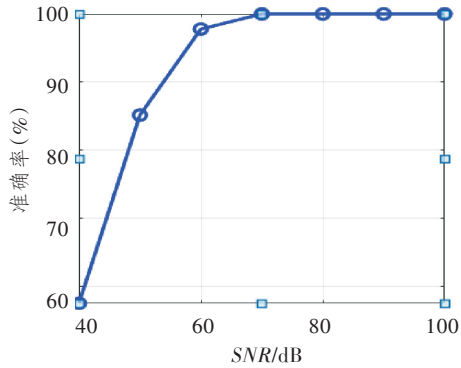
图 5 DL-LA 方案性能图

Figure 5 The performance of the DL-LA scheme

图 7 所示为 WE-CC-SD 方案的性能曲线。由图 7(a)可知,在风速  $U = \{0, 1, \dots, 10\} \text{ m/s}$  的条件下,CNN 风速估计器在高 SNR 时有较高的准确率。图 7(b)测试了信号检测器在已知风速  $U = \{0, 10\} \text{ m/s}$  时的 BER 性能,可见其与假设完美信道状态信息(Channel State Information, CSI)方案非常接近。图 7(c)测试了未经训练的风速  $U = \{1, 3, 7, 9\} \text{ m/s}$  条件下 WE-CC-SD 方案的 BER 性能,并将其与假设完美 CSI 的方案和传统最小二乘(Least Squares, LS)估计及线性最小均方误差(Linear Minimum Mean Square Error, LMMSE)估计等方案进行了对比。由图 7(c)可知,本文所提 WE-CC-SD 方案在存在波诱导衰落的情况下,针对未知风速条件下的 SD 性能优于传统方案,并且接近完美 CSI 方案的性能。值得注意的是,虽然该示例仅在  $U = 0$  和  $10 \text{ m/s}$  的条件下训练了 CNN 信号检测器,但由于 CNN 风速估计器可以识别  $U = \{0, 1, \dots, 10\} \text{ m/s}$  不同条件下的信道特征,故 WE-

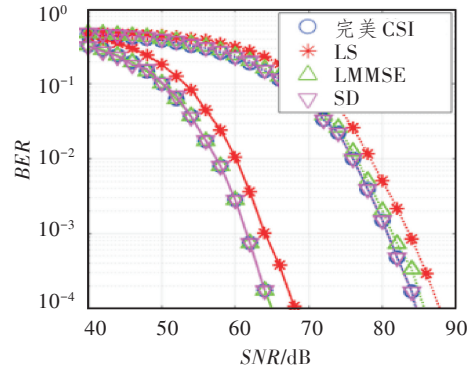
CC-SD 方案可实现未知风速条件下对接收信号的

有效检测。



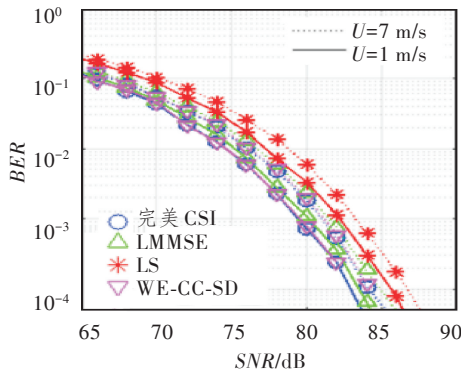
(a) 风速估计性能

(a) Wind speed estimation performance



(b) 信号检测性能

(b) Signal detection performance



(c) 未知风速条件下的整体性能

(c) System performance under unknown wind speed conditions

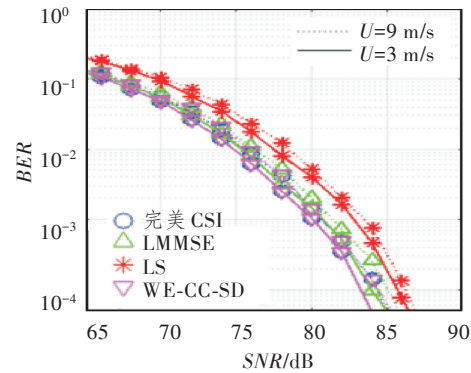


图 7 WE-CC-SD 方案性能图

Figure 7 The performance of the WE-CC-SD scheme

### 3.3 复杂度分析

由于线下训练的复杂度可不计,本节针对本文所提出的两种 DL 方案在线上部署时处理单个 OFDM 符号所需的浮点运算次数(Floating Point Operations, FLOPs)进行了评估分析。

对于 DL-LA 方案,根据 2.1 节中的网络架构,利用文献[12]中的 FLOPs 计算公式,代入 3.1 节中的网络结构参数计算后可知,处理单个 OFDM 符号所需 FLOPs 为  $4.83 \times 10^5$  次。对于 WE-CC-SD 方案,  $1 \times 128$  维度的输入数据需要调用 1 次 WE 和 CC 模块以及两次 SD 模块,结合 3.1 节中的网络结构参数进行计算后可知,处理单个 OFDM 符号所需 FLOPs 为  $3.07 \times 10^7$  次。由于 WE-CC-SD 方案相比 DL-LA 方案提供了更多的功能,因此其计算开销也相应有所增加。

## 4 结束语

本文首先构建了一种更完整的 eW2A-VLC 信道模型,可以辅助分析湍流、水体浑浊度、大气路径损耗和风速等环境因素对 W2A-VLC 系统的性能

影响,具备更全面和更准确地反映实际跨水面复杂场景的能力。在此基础上,进行了跨水面 VLC 信道的统计特征分析,给出了多种环境条件下的最优拟合分布及参数。这些结论可为跨水面 VLC 通信系统的方案设计和性能优化提供较为简单有效、成本较低的评估手段,具有较好的实用性。

其次,针对跨水面通信的 W2A-VLC 系统的 LA 问题,本文设计了一种基于 DL 的 LA 方案,利用估计的接收机方位角信息构建自适应移动策略,可以辅助 W2A-VLC 系统收发机的准确对准。相比现有方案<sup>[8]</sup>需要额外加装反射和追踪设备,因而有成本较高的缺点,新方案仅需通过接收机算法即可完成对准,在部署成本和复杂度方面具有较好的优势。

再次,面向未知风速条件下的 SD 问题,本文提出了一种基于 WE-CC-SD 方案,利用 RMSE 准则构造了损失函数。相比常用的 MSE 准则, RMSE 准则可惩罚修改判决门限的样本,有效缓解了波诱导衰落的不利影响,实现了在未知风速条件下的信号解调,从而获得更好的 BER 性能和更快的收敛速度。

最后,本文通过软件仿真对新方案进行了验证。结果表明,本文所提方案具有较好的性能,相比传统方案具有优越性。本文的研究成果可为跨水面 VLC 技术的完善与发展提供有益参考。

#### 参考文献:

- [1] Wang Z, Du Y, Wei K, et al. Vision, Application Scenarios, and Key Technology Trends for 6G Mobile Communications[J]. *Science China Information Sciences*, 2022, 65(5): 151301.
- [2] Mobley C D. *Light and Water: Radiative Transfer in Natural Waters* [M]. San Diego, USA: Academic Press, 1994.
- [3] Lin T, Gong C, Luo J, et al. Dynamic Optical Wireless Communication Channel Characterization through Air-water Interface[C]//2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC Workshops). Chongqing, China: IEEE, 2020: 9209928.
- [4] Lin T, Huang N, Gong C, et al. Preliminary Characterization of Coverage for Water-to-air Visible Light Communication through Wavy Water Surface[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2021, 13(1): 7901013.
- [5] Lin T, Fu C, Wei T, et al. Waving Effect Characterization for Water-to-air Optical Wireless Communication[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2022, 41(1): 120–136.
- [6] Sun X, Kong M, Alkhazragi O A, et al. Field Demonstrations of Wide-beam Optical Communications through Water-Air Interface[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 160480–160489.
- [7] Liu W, Zou D, Xu Z, et al. Non-line-of-sight Scattering Channel Modeling for Underwater Optical Wireless Communication [C]//2015 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). Shenyang, China: IEEE, 2015: 7288125.
- [8] Lin J, Du Z, Yu C, et al. Machine-vision-based Acquisition, Pointing, and Tracking System for Underwater Wireless Optical Communications[J]. *Chinese Optics Letters*, 2021, 19(5): 050604.
- [9] Islam M S, Younis M. An Adaptive DPPM for Efficient and Robust Visible Light Communication Across the Air-water Interface [C]//2020 29th Wireless and Optical Communications Conference (WOCC). Newark, NJ, USA: IEEE, 2020: 1–6.
- [10] Wang Z, Zhong W D, Yu C. Performance Improvement of OOK Free-space Optical Communication Systems by Coherent Detection and Dynamic Decision Threshold in Atmospheric Turbulence Conditions [J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2012, 24(22): 2035–2037.
- [11] Sun X, Kong M, Shen C, et al. On the Realization of Across Wavy Water-air-interface Diffuse-line-of-sight Communication based on an Ultraviolet Emitter [J]. *Optics Express*, 2019, 27(14): 19635–19649.
- [12] Lu H, Jiang M, Cheng J. Deep Learning Aided Robust Joint Channel Classification, Channel Estimation, and Signal Detection for Underwater Optical Communication [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(4): 2290–2303.
- [13] Jiang R, Sun C, Zhang L, et al. Deep Learning Aided Signal Detection for SPAD-based Underwater Optical Wireless Communications[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 20363–20374.
- [14] Lu H, Chen W, Jiang M. Deep Learning Aided Misalignment-robust Blind Receiver for Underwater Optical Communication [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2021, 10(9): 1984–1988.
- [15] Wang J, Luo H, Ruby R, et al. Reliable Water-air Direct Wireless Communication: Kalman Filter-assisted Deep Reinforcement Learning Approach [C]//2022 IEEE 47th Conference on Local Computer Networks (LCN). Edmonton, AB, Canada: IEEE, 2022: 9843503.
- [16] Yan H, Zhao L, Jiang M, et al. Deep Learning based Demodulation for Visible Light Communication in Extended Water-to-air Channels [C]// 2024 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Hangzhou, China: IEEE, 2024: 10681704.
- [17] Jamali M V, Mirani A, Parsay A, et al. Statistical Studies of Fading in Underwater Wireless Optical Channels in the Presence of Air Bubble, Temperature, and Salinity Random Variations[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2018, 66(10): 4706–4723.
- [18] 李祥震, 苗希彩, 元晓, 等. 复杂海况下激光气-海信道传输特性[J]. *光学学报*, 2018, 38(3): 301002.  
Li X Z, Miao X C, Qi X, et al. Laser Atmosphere-sea-water Channel Transmission Characteristics under Complicated Sea Conditions[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(3): 301002.
- [19] Puri P, Garg P, Aggarwal M. Analysis of Spectrally Efficient Two-way Relay Assisted Free Space Optical Systems in Atmospheric Turbulence with Path Loss[J]. *International Journal of Communication Systems*, 2016, 29(1): 99–112.