

文章编号: 1002-1582(2026)02-0190-09

基于改进神经网络的轨道角动量光纤通信解调

沈袁勋, 陈鑫杰, 马雪莲*

(东北大学 计算机与通信工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

摘 要: 针对轨道角动量光纤通信系统误码率高的问题, 提出一种基于改进神经网络的轨道角动量(OAM)解调方法。对于神经网络架构, 使用卷积神经网络捕捉OAM模式图像的局部特征, 使用Swin Transformer捕捉OAM模式图像的全局信息, 以增强OAM模式图像特征的判别力, 进而提升OAM模式解调的准确性。对于神经网络训练, 采用广义互信息代替传统交叉熵作为损失函数, 使神经网络在学习OAM模式识别的同时, 学习包含信道软信息的概率分布, 以提升低密度奇偶校验码的纠错效果。实验结果表明, 所提模型通过网络架构与训练两个方面的改进, 有效提升了OAM模式的解调准确性, 并且显著降低了OAM光纤通信系统的误码率。

关 键 词: 光纤通信; 模分复用; 轨道角动量; 信号解调; 低密度奇偶校验码; 卷积神经网络

中图分类号: TP394.1; TH691.9

文献标识码: A

Improved neural network based demodulation of orbital angular momentum fiber-optic communication system

SHEN Yuanxun, CHEN Xinjie, MA Xuelian*

(School of Computer and Communication Engineering, Northeastern University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: Aiming at the problem of high bit error rate of orbital angular momentum(OAM) fiber-optic communication system, a demodulation method of orbital angular momentum based on improved neural network is proposed. For neural network architecture, the convolutional neural network is used to capture the local features of the OAM mode image, and the Swin Transformer is adopted to capture the global information of the OAM mode image, in order to enhance the discriminative power of the OAM mode image features. Consequently the accuracy of OAM demodulation is improved. For neural network training, the Generalized Mutual Information(GMI) is used to replace the traditional cross entropy loss, in order to enable the neural network not only to learn OAM mode recognition, but also to learn the probability distribution containing channel soft information, thus improving the error correction effect of Low Density Parity Check code. Experimental results show that, through improving the model architecture and model training, the proposed method effectively increases the demodulation accuracy of OAM mode, and the bit error rate of the OAM Fiber-optic communication system decreases significantly.

Keywords: fiber-optic communication; mode division multiplexing; orbital angular momentum; signal demodulation; low density parity check code; convolutional neural network

0 引 言

随着云计算、视频直播和大模型等应用的普及, 对光纤通信系统的通信容量、传输速率与误

码率均提出了极高的要求^[1,2]。轨道角动量(Orbital Angular Momentum, OAM)光束^[3]可作为载波进行多路复用, 是提升光纤通信系统通信容量和频率效率的一个有效手段, 已经成为当前光纤

收稿日期: 2026-01-05; 收到修改稿日期: 2026-03-02

作者简介: 沈袁勋(2005—), 男, 本科生, 从事通信技术研究。

马雪莲(1981—), 女, 讲师, 博士, 从事光纤通信、无线光通信和深度学习研究。

* 通讯作者: maxuelian@neuq.edu.cn

通信领域的研究热点之一^[4]。然而, OAM 光束在光纤传输过程中, 模式本身可能发生畸变^[5], 并且不同模式间会出现串扰现象^[6,7], 这为接收端的 OAM 解调带来了极大的挑战。

早期研究人员利用螺旋相位板^[8]、叉形光栅^[9]和达曼光栅^[10,11]等物理器件解调 OAM 模式, 此类器件不仅成本较高而且结构复杂, 难以在高速、动态的现代光网络中进行大规模应用。随着深度学习技术的发展, 研究人员使用神经网络识别接收的 OAM 模式^[12], 取得了良好的效果。文献[13]分析了使用卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 从复杂 OAM 散斑图像准确识别光学涡旋拓扑荷的原理, 并证明了 CNN 在 OAM 模式识别任务上的有效性。文献[14]提出一种基于两阶段 CNN 的复合 OAM 模式解调方法, 该方法在第一阶段使用 CNN 对 OAM 模式进行粗分类, 第二阶段对粗分类结果进行微调和优化, 实现了准确高效的解调性能。文献[15]设计了一种基于深度 CNN 的 OAM 模式识别方法, 该 CNN 共包含 8 个卷积层, 在模式图像裁剪至原图像 1/64 时依然能取得 98% 以上的识别准确率。文献[16]提出一种基于残差卷积网络的 OAM 模式识别方法, 该方法能从长距离多模光纤的模式图像准确解调出多路 OAM 模式。文献[17]提出一种基于 CNN 的长距离水下光通信 OAM 解调方法, 该方法在强湍流条件下的解调准确率高于 90%。上述方法^[13-17]利用 CNN 强大的图像特征提取能力处理 OAM 模式图像, 实现了较高的 OAM 解调性能。然而, CNN 对图像局部特征的提取能力较强, 但对全局信息的捕捉能力不足, 对于拓扑荷值接近或相位结构相似的 OAM 模式, 依然会出现误检的情况, 导致通信系统的误码率升高。

为了提升 OAM 通信系统的通信质量, 研究人员将 CNN 解调与信道编码技术结合, 利用信道编码检测并纠正解调的错误比特, 如 Turbo 码^[18]和低密度奇偶校验 (Low Density Parity Check, LDPC) 码^[19]。文献[20]将双模式 CNN 解调器与 LDPC 编码结合, 有效降低了强湍流条件下 OAM 通信的误码率。然而, 该方法将 CNN 视为一个模式分类器, 无

法为后续的 LDPC 纠错提供软信息。文献[21]针对 CNN 解调和 LDPC 译码之间的软信息传递机制进行了改进, 该方法将 CNN 输出概率分布作为 LDPC 译码的软信息, 有效提高了 LDPC 的纠错效果。然而, 文献[20]、[21]均使用交叉熵 (Cross Entropy, CE) 损失优化 CNN, 其训练目标是最小化神经网络预测的概率分布与真实标签独热分布之间的差异, 而信道噪声和模式串扰存在固有的随机性, 以致 CNN 输出的分类概率与信道真实统计特性之间存在偏差^[22]。因此, 直接使用 CNN 输出的概率分布作为 LDPC 译码的软信息, 将导致 LDPC 纠错性能受限。

为了提升 OAM 光纤通信系统的通信质量, 提出一种基于改进 CNN 的 OAM 解调方法。该方法从网络架构和网络训练两个方面对 CNN 进行了改进: (1) 在网络架构上, 提出了 CNN 与 Swin Transformer 结合的神经网络结构 SwCNN。SwCNN 使用 CNN 捕捉 OAM 模式图像的局部特征, 使用 Swin Transformer 捕捉 OAM 模式图像的全局信息, 以增强 OAM 模式图像特征的判别力, 进而提升 OAM 模式解调的准确性。(2) 在网络训练上, 采用广义互信息代替传统交叉熵作为损失函数, 使神经网络在学习 OAM 模式分类的同时, 产生更接近真实后验概率的信道软信息, 从而强化 OAM 模式解调与 LDPC 译码之间的协同性, 进而改善 LDPC 纠错效果。综上, 本文将 CNN 解调与前向纠错编码技术结合, 通过对解调器与 LDPC 译码进行协同优化, 以期系统性地提升 OAM 光纤通信系统的通信质量。

1 OAM 光纤通信系统

1.1 系统结构

图1给出了 SwCNN 解调与 LDPC 编译码结合的 OAM 光纤通信系统结构图。发射端使用 LDPC 编码器对发送的二进制比特流编码, 使用高阶 OAM 调制将 LDPC 编码比特数据调制成多个 OAM 模式的叠加态, 即将每 4 个比特映射为多个 OAM 基础模式的组合。将 OAM 模式编码为一个全息图, 激光源产生线偏振高斯光束, 光束经过半波片调节偏振方向, 再经过一对透镜进行扩束和准直处理。空间光调制

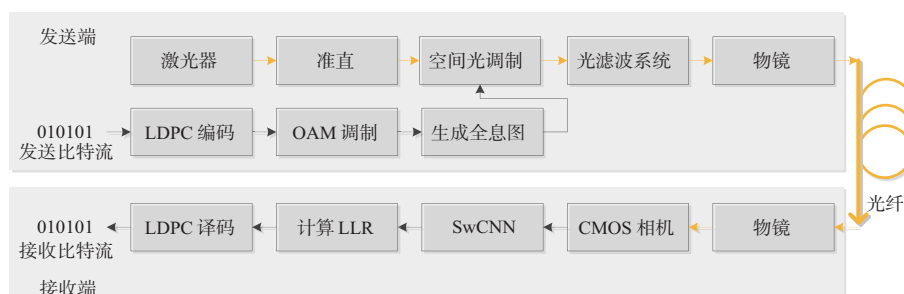


图1 OAM 光纤通信系统

器基于输入全息图将输入光束调制成包含目标 OAM 模式的光束。使用光滤波器系统提高 OAM 光束质量后通过一个物镜将光束耦合至多模光纤中。

接收端使用一个物镜从光纤采集光束，通过互补金属氧化物半导体（Complementary Metal-Oxide-Semiconductor, CMOS）相机捕获 OAM 散斑图像。将散斑图像传入 SwCNN 进行解调，根据解调结果计算每个比特的对数似然比（Log Likelihood Ratio, LLR）。基于 LLR 对解调数据进行 LDPC 译码，得到恢复的二进制比特数据。

1.2 LDPC 编码与译码

LDPC 码^[23]是一种基于稀疏校验矩阵的线性分组码，其译码算法复杂度较低，本文使用 Matlab 的 LDPC 工具箱对二进制比特数据进行 LDPC 编码。将 SwCNN 解调得到的每个比特后验概率转换为 LLR，将 LLR 作为 LDPC 译码的初始输入软信息。采用和积译码算法进行 LDPC 译码。

1.3 高阶 OAM 调制

为了扩大基础 OAM 模式间的差异，选择 4 个不连续且正负交替的低阶与中阶模式作为基础模式。本文采用 OAM 拓扑荷 $\{-1, +1, -3, +3\}$ 和 $\{-1, +2, -3, +4\}$ 对应的 OAM 模式作为基础模式，分别可映射得到 16 种 OAM 模式，如表 1 所示。

表 1 16 阶 OAM 调制映射表

比特	$\{-1, +1, -3, +3\}$ 模式	$\{-1, +2, -3, +4\}$ 模式
0000	$\{\}$	$\{\}$
0001	$\{+3\}$	$\{+4\}$
0010	$\{-3\}$	$\{-3\}$
0011	$\{-3, +3\}$	$\{+4, -3\}$
0100	$\{+1\}$	$\{+2\}$
0101	$\{+1, +3\}$	$\{+2, +4\}$
0110	$\{+1, -3\}$	$\{+2, -3\}$
0111	$\{+1, -3, +3\}$	$\{+2, -3, +4\}$
1000	$\{-1\}$	$\{-1\}$
1001	$\{-1, +3\}$	$\{-1, +4\}$
1010	$\{-1, -3\}$	$\{-1, -3\}$
1011	$\{-1, -3, +3\}$	$\{-1, -3, +4\}$
1100	$\{-1, +1\}$	$\{+2, -1\}$
1101	$\{-1, +1, +3\}$	$\{+2, -1, +4\}$
1110	$\{-1, +1, -3\}$	$\{+2, -1, -3\}$
1111	$\{-1, +1, -3, +3\}$	$\{-1, +2, -3, +4\}$

图 2 所示为拓扑荷 $\{-1, +2, -3, +4\}$ 16 种 OAM 模式的光强分布图，图中左上方为该模式图对应的二进制比特，右上方为对应的十进制值。从图中可以看出，部分模式图像之间较为相似，如模式 7 和模式 11，若解调器将模式 7 误检为 11，则会产生两个比特的误码。此外，尽管模式 1、2

和 4 光强分布的尺寸差异较大，但三者的形状相似，仅利用局部特征难以准确识别此类模式，因此需增加图像全局信息作为模式识别的上下文，从而提升 OAM 模式解调的准确性。

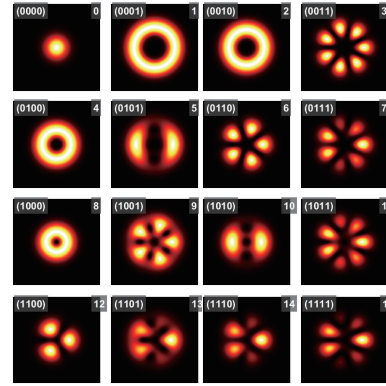


图 2 拓扑荷 $\{-1, +2, -3, +4\}$ OAM 模式的光强分布图

2 基于 SwCNN 的 OAM 解调方法

图 3 所示为 SwCNN 模型的网络结构图。CMOS 相机捕捉的散斑图像分别传入 CNN 与 SwTT 两个分支。CNN 分支捕捉散斑图像中 OAM 模式的局部信息，SwTT 分支捕捉散斑图像的全局信息，两个分支分别输出 512×1 的特征向量。两个分支的特征向量经过加法融合后传入包含 16 个神经元的全连接层，再通过 Softmax 激活函数计算 16 阶 OAM 模式的概率分布。

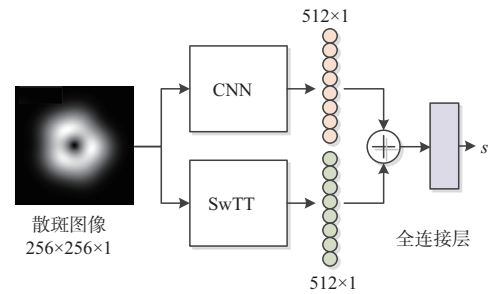


图 3 SwCNN 网络结构图

2.1 CNN 分支

光纤色散和模式串扰导致散斑图像识别难度升高，使用一个 5 层的 CNN 提取散斑图像的局部特征。图 4 所示为 CNN 分支的网络结构图。将 256×256 (pixel) 的 OAM 散斑图像输入 CNN 分支，CNN 包含五个卷积层，每层均包含一个 5×5 卷积、批标准化、ReLU 激活和一个 2×2 最大池化层，其中，卷积步长为 1、填充为 2，池化层步长为 2、填充为 0。第 1 至第 5 个卷积层输出的特征图尺寸分别为 $128 \times 128 \times 8$ 、 $64 \times 64 \times 16$ 、 $32 \times 32 \times 16$ 、 $16 \times 16 \times 64$ 和 $8 \times 8 \times 128$ 。卷积特征图经过 1×1 卷积和全局平均池化（Global Average Pooling, GAP）得到 512 维的局部特征向量。

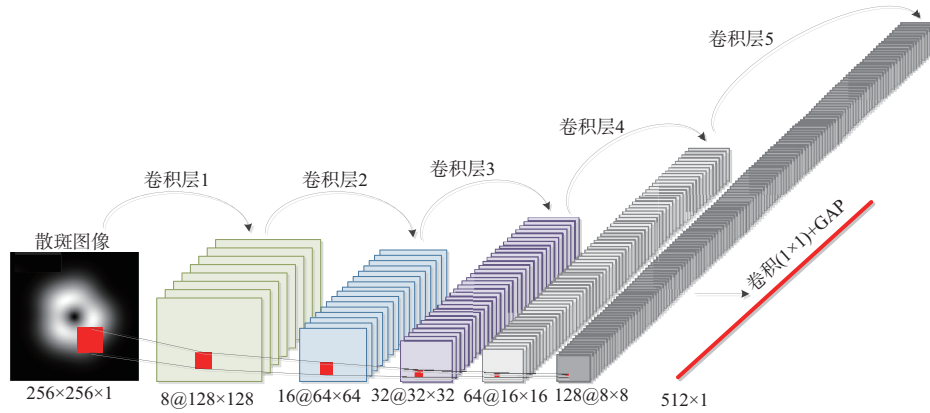


图4 CNN分支的网络结构图

2.2 Swin Transformer分支

CNN对图像局部特征的提取能力较强,但对图像全局信息的捕捉能力不足。视觉变形器(Vision Transformer, ViT)^[24]将图像划分成若干个子块,通过自注意力机制计算各子块间的依赖性,具有较强的图像全局信息捕捉能力。然而,ViT计算所有子块间依赖性的运算成本较高,Swin Transformer (SwT)^[25]利用局部窗口模型降低了ViT的计算成本。由于光纤通信系统对运算成本要求极高,因此,本文采用轻量化SwT (SwT-Tiny, SwTT)作为捕捉散斑图像全局信息的主干网。

图5所示为SwTT提取散斑图像全局信息的流程。首先将散斑图像分为4096个4×4 (pixel)的子块,每个子块经过全连接层映射为64维的嵌入向量。SwTT模型由四个阶段堆叠而成,每个阶段计算不同尺寸特征图的注意力,从而捕捉图像多尺度的全局依赖性。第1阶段开始使用全连接层将每个子块嵌入成向量形式,第2至第4阶段开始则使用子块合并操作实现下采样,以减少特征图维度、增加特征图深度。第1阶段至第4阶段的SwTT块数量依次为2、2、6和2。图5中右侧描述了两个SwTT块的结构图,每个块由一个层标准化、基于窗口的多头自注意力(Window based Multi-head Self-Attention, W-MSA)(或基于移位窗口的多头自注意力(Shifted Window based Multi-head Self-Attention, SW-MSA))、LN和MLP构成,其中层标准化的作用是提升训练稳定性和缓解梯度爆炸,MLP的作用是为模型增加非线性映射能力,W-MSA的作用是提取窗口内特征,SW-MSA的作用是捕捉窗口间的依赖性。SwTT块通过残差连接保障信息传递通畅。SwTT模型第1至第4个阶段输出的特征图尺寸分别为64×64×64、32×32×128、16×16×256和8×8×512,最终使用GAP将SwTT输出的特征图降维至1×512。

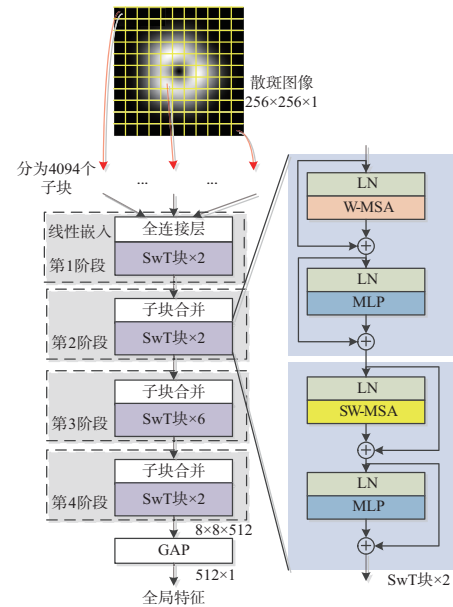


图5 SwTT提取散斑图像全局信息的流程

W-MSA使用自注意力机制捕捉局部窗口内的依赖性,SW-MSA则使用自注意力机制捕捉窗口间的依赖性,因此自注意力机制是SwTT模型的核心,其数学形式为

$$Z = SA(Q, K, V) = \text{Softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right) \cdot V \quad (1)$$

式中, V 、 K 和 Q 分别代表值矩阵、键矩阵和查询矩阵, d_k 为键向量的维度。 QK^T 通过对 Q 和 K 矩阵进行点积运算计算向量间的相似性,再除以键向量维度的平方根得到缩放的相似性得分,最终使用Softmax()函数将相似性得分转化为0到1之间的概率分布。通过这种方式,模型能够依据特征间的关联强度构建注意力权重。

2.3 特征融合与输出

CNN分支和SwTT分支均输出一个512维的特征向量。为了降低计算成本,对两个特征进行加法融合,可表示为

$$F_{\text{out}} = F_{\text{CNN}} \oplus F_{\text{Sw}} \quad (2)$$

式中，“ $\oplus$ ”代表向量逐元素加法， F_{CNN} 和 F_{Sw} 分别代表CNN分支和SwTT分支输出的特征向量。

最终，通过一个全连接层将 F_{out} 整合成16维的输出，使用Softmax激活函数计算OAM模式的概率分布，可表示为

$$s_i = \frac{\exp(l_i)}{\sum_{j=1}^{16} \exp(l_j)} \quad (3)$$

式中， l_i 为全连接层第 i 个节点的输出， $i=1,2,\dots,16$ ，通过指数函数 $\exp(l_i)$ 将 l_i 转换成大于0的值，从而保证 s_i 为 $[0, 1]$ 区间的概率值。

2.4 损失函数定义

2.4.1 CE损失函数

交叉熵损失具有良好的梯度收敛性，是OAM解调器常用的损失函数。将16阶OAM模式标签 $\mathbf{y}^{\text{label}}$ 表示为独热向量，使用交叉熵损失优化神经网络参数，可表示为

$$\ell_{\text{CE}} = - \sum_{i=1}^{16} \mathbf{y}_i^{\text{label}} \ln(s_i) \quad (4)$$

式中， $\mathbf{y}_i^{\text{label}}$ 代表第 i 个OAM模式的独热向量标签。

2.4.2 GMI损失函数

交叉熵损失的优化目标是 minimized 神经网络预测的概率分布与真实标签独热分布之间的差异，因此，神经网络输出的概率分布与真实分布的对数似然比（LLR）不匹配，导致基于软信息的后向纠错性能受限。文献[26]证明GMI是优化软判决前向纠错（Forward Error Correction, FEC）的有效指标，因此，本文采用GMI作为损失函数，以优化解调器输出软信息的质量，从而改善FEC的纠错效果。

假设接收的第 i 个散斑图像为 I_i ，并且接收信号服从条件高斯分布，那么其OAM模式第 k 个比特的LLR可表示为

$$\text{LLR}_{(i,k)} = \ln \left(\frac{\sum_{m \in M_0^k} P(m|I_i) + \epsilon}{\sum_{m \in M_1^k} P(m|I_i) + \epsilon} \right) \quad (5)$$

式中， $P(m|I_i)$ 为神经网络输出（式（3））的概率分布， m 代表一个OAM模式， M_0^k 和 M_1^k 分别为第 k 个比特为0和1的模式集， $\epsilon=10^{-10}$ 为防止分子和分母为0的正则项。

OAM模式的GMI可计算为

$$\text{GMI} = H(M) - \mathbb{E} \left[\sum_{k=1}^4 \log_2 \left(1 + e^{-(2b_k - 1) \cdot \text{LLR}_k} \right) \right] \quad (6)$$

式中， $H(M)=4$ 为OAM模式的发送熵，期望 $\mathbb{E}()$ 计算了四个比特的条件熵之和，得到OAM模式所有比特的不确定性， b_k 为第 k 个发送比特， LLR_k 为第 k 个比特的LLR。

由于 $H(M)$ 为常量，因此优化目标可简化为最小化条件熵。基于GMI的损失函数可定义为

$$\ell_{\text{GMI}} = \frac{1}{4N} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^4 \log_2 \left(1 + e^{-(2b_{(i,k)} - 1) \cdot \text{LLR}_{(i,k)}} \right) \quad (7)$$

式中， N 为训练集的样本总数。

将式（5）代入式（7），即可得到基于高斯分布的GMI损失函数。式（5）中概率运算与比值运算均为平滑函数，式（7）中 $\exp()$ 运算也为平滑函数，因此，GMI损失函数可微。在训练过程中使用梯度剪裁工具增强训练稳定性。基于GMI损失函数训练SwCNN网络，可得到与真实信道统计信息较匹配的概率分布 $P(m|I_i)$ ，再使用式（5）计算每个比特的LLR，将LLR作为LDPC的软信息进行译码，从而改善LDPC的纠错效果。

3 实验结果与分析

3.1 实验建立

为了验证所提方案的有效性，建立OAM光纤通信系统进行实验，通信系统的结构如图6所示。激光源发射高斯光束，使用半波片调节光束偏振，透镜1和透镜2分别对光束进行扩束和准直处理。光束输入空间光调制器，空间光调制器加载全息图产生OAM光束。OAM光束经过透镜3、空间滤波器和透镜4构成的4F光学系统提高OAM光束质量，物镜1将光束耦合至多模光纤中。接收端使用物镜2捕获光束，通过透镜5将光束成像到CMOS相机上，CMOS产生散斑图像。

OAM解调器将散斑图像解调成OAM模式，并计算解调准确率。将解调OAM模式传入LDPC进行译码，基于恢复的比特数数据计算系统误码率。表2所示为OAM光纤通信系统实验的具体参数。

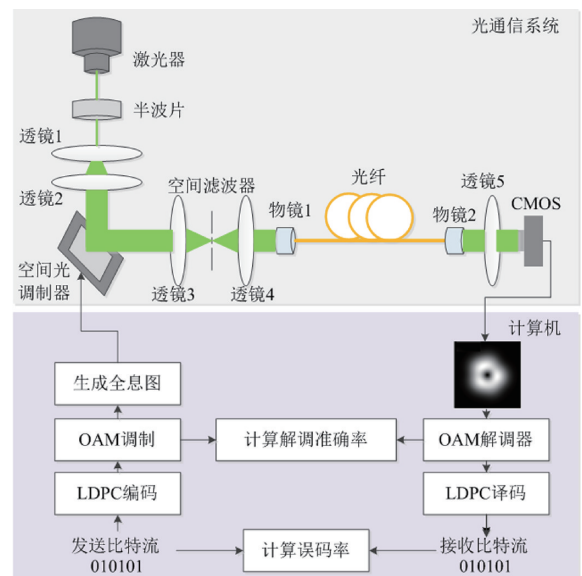


图6 OAM光纤通信实验

表 2 实验参数

器件	参数	值
激光器	波长/nm	633
	光束类型	线偏振高斯光束
透镜 1	焦距/mm	30
透镜 2	焦距/mm	180
空间光调制器	分辨率/pixel	1920×1080
	像素尺寸/ μm	6.4
	刷新频率/Hz	60
透镜 3	焦距/mm	180
透镜 4	焦距/mm	180
物镜 1	放大倍率	10
	数值孔径	0.25
渐变折射率光纤	长度/km	0.5, 1, 2
	纤芯直径/ μm	105
	包层直径/ μm	125
物镜 2	放大倍率	4
	数值孔径	0.25
CMOS 相机	像素尺寸/ μm	5.86
	采集频率/Hz	60
OAM 调制	拓扑荷	$\{-1, +1, -3, +3\}$, $\{-1, +2, -3, +4\}$

3.2 实验环境

在一台计算机上进行实验，处理器为 Intel i7，显卡为 Nvidia 3080 Ti，内存容量为 32GB。深度学习框架采用 Tensorflow 2.10，编程环境为 Python 3.9。基于 Matlab 2024b 进行 LDPC 编码、生成随机比特和图像处理等。

选择三种基于 CNN 的 OAM 解调器作为对比方法，分别为神经网络 deepCNN^[15]、CNNdemodulator^[17]和 PCNN-LDPC^[21]。为了公平对比，这三种模型使用原作者设计的结构和训练参数在本文数据集上进行重新训练与测试。

3.3 网络训练

使用 Matlab 工具 randi（）生成随比特流作为发送数据。对比特流进行 LDPC 编码，LDPC 码块长度为 64800（bit）、冗余度为 10%。使用迭代 10 次

的和积算法^[27]对接收的 LDPC 码块进行译码。分别使用拓扑荷 $\{-1, +1, -3, +3\}$ 和 $\{-1, +2, -3, +4\}$ 对 LDPC 编码进行 OAM 映射，以评估不同拓扑荷的 OAM 光纤通信性能。每组实验采集 50000 幅散斑图像，统一缩放至 256×256 （pixel），按 4:1 随机分为训练集和验证集。神经网络训练过程使用 Adam 优化器最小化损失函数，最大 epoch 数设为 150，批尺寸为 100。初始学习率为 0.0001，训练中使用 TensorFlow 的 ReduceLROnPlateau() 函数动态调节学习率，以防止训练停滞。

为了直观观察所提 GMI 损失函数的有效性，图 7 所示为使用 CE 损失函数与 GMI 损失函数在两种 OAM 拓扑荷条件下训练 SwCNN 的损失变化曲线，其中光纤长度为 1（km）。从图 7（a）来看，CE 损失经过约 47 个 epoch 可收敛于一个较低的损失值，并且在损失下降过程中较为平滑，表明在 OAM 拓扑荷 $\{-1, +1, -3, +3\}$ 下使用 CE 损失函数优化 SwCNN 模型的速度较快、稳定性较好。GMI 损失在下降过程中存在一定的波动，大约在第 78 次 epoch 达到收敛，表明使用 GMI 损失优化 SwCNN 模型的难度大于 CE 损失。从图 7（b）的 OAM 拓扑荷 $\{-1, +2, -3, +4\}$ 损失曲线来看，CE 损失在下降过程中存在微小的波动，经过约 52 个 epoch 收敛于一个较低的损失值；GMI 损失在下降过程中呈现出较大的波动，经过约 67 个 epoch 达到收敛。对比 SwCNN 模型在两种 OAM 拓扑荷数据集上的训练结果可知，随着 OAM 模式的判别性减小，SwCNN 模型的训练难度升高。CE 损失的优化目标是最大化 OAM 模式的分类性能，而 GMI 损失的优化目标是最大化 SwCNN 特征与 OAM 模式中各比特之间的互信息，CE 损失的优化目标比 GMI 损失更简单、更直接，因此其训练稳定性与收敛速度均优于 GMI 损失。总体而言，在两种 OAM 模式下，使用 GMI 损失均能成功训练 SwCNN 模型，证明了 GMI 损失的有效性。

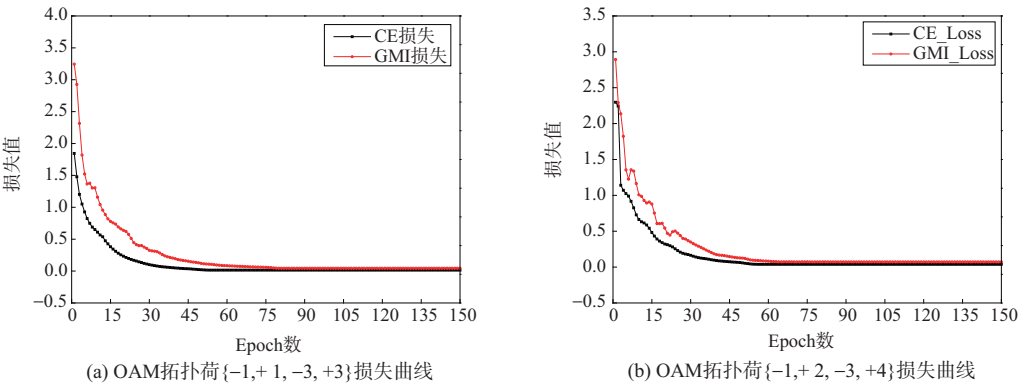


图 7 SwCNN 模型训练的损失图

3.4 OAM解调性能

使用 Matlab 工具 randi()生成随比特流作为发送数据，且随机种子与训练数据不同。使用训练数据相同方法对比特流进行 LDPC 编码，共得到 100 个码块作为测试集。CE 损失与 GMI 损失训练的 SwCNN 模型分别简称为 SwCNN-CE 与 SwCNN-GMI，SwCNN-CE 与 SwCNN-GMI 在测试集上进行测试，分别对两个模型输出的概率分布进行硬判决，将概率最高的模式作为识别的 OAM 模式。使用分类准确率评估 OAM 模式的解调准确率，计算公式为

$$Acc = \frac{\text{正确解调样本数}}{\text{测试集样本总数}} \times 100\% \quad (8)$$

图 8 给出了两种 OAM 拓扑荷条件下各模型的平均 OAM 解调准确率性能。从图 8 (a) 的 OAM 拓扑荷{-1, +1, -3, +3}解调结果来看，当光纤长度为 0.5 (km) 和 1 (km) 时，5 种模型的解调准

准确率均达到 90% 以上。当光纤长度增加至 2 (km) 时，deepCNN 和 CNNdemodulator 的平均解调准确率将至 90% 以下，而 PCNN-LDPC 和 SwCNN 的平均解调准确率依然高于 90%。此外，SwCNN-CE 在三种光纤长度下的 OAM 解调准确率最高，而 SwCNN-GMI 的解调准确率优于其它三种模型。这表明 SwCNN 模型对散斑图像的特征提取能力强于其它三种模型，并且 CE 损失函数训练的 SwCNN 具有更强的 OAM 模式分类性能。从图 8 (b) 的解调结果来看，各模型对 OAM 拓扑荷{-1, +2, -3, +4}的解调性能均低于{-1, +1, -3, +3}，说明前者散斑图像的判别性弱于后者。SwCNN 模型在 OAM 拓扑荷{-1, +2, -3, +4}下的平均解调准确率依然高于 99%，显著高于其它三种模型，其原因可总结为：SwCNN 使用 CNN 捕捉 OAM 模式图像的局部特征，使用 Swin Transformer 捕捉 OAM 模式图像的全局信息，增强了 OAM 模式图像特征的判别力，进而提升了 OAM 模式解调的准确性。

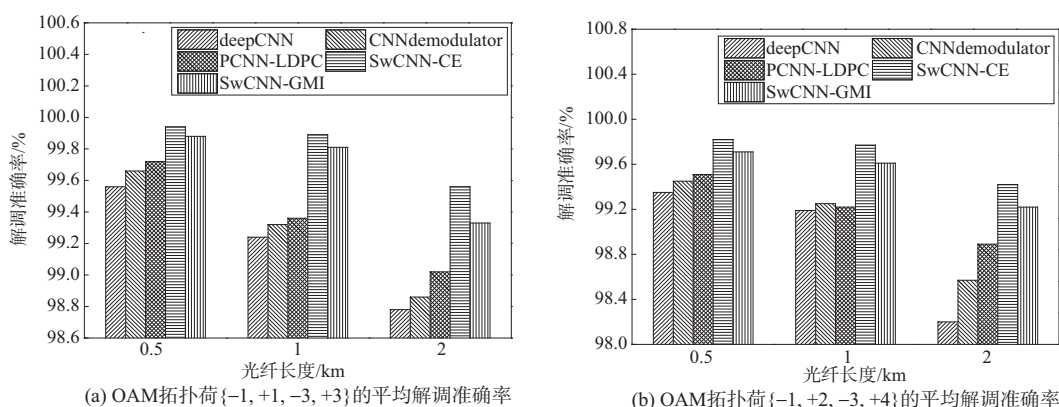


图 8 OAM 模式解调准确率结果

3.5 通信质量

将五种模型在测试集上解调与 LDPC 译码后恢复的二进制比特数据与发送源数据进行对比，以统计 OAM 光纤通信系统的误码率性能。图 9 所示为两种 OAM 拓扑荷条件下各模型的误码率结果。从图 9 (a) 的 OAM 拓扑荷{-1, +1, -3, +3}结果可看出，SwCNN-CE 的误码率低于 deepCNN、CNNdemodulator 和 PCNN-LDPC，这表明提高散斑图像识别准确率能一定程度地降低 OAM 光纤通信的误码率性能。当光纤长度等于 0.5km、1km 和 2km 时，SwCNN-GMI 的误码率分别比 SwCNN-CE 降低了 77.94%、78.21% 和 59.38%，这表明尽管 SwCNN-GMI 与 SwCNN-CE 的 OAM 解调准确率差距较小，但使用 GMI 代替 CE 损失函数，能使神经网络在学习 OAM 模式分类的同时，产生更接近真实后验概率的信道软信息，从而强化 OAM 模式解调与 LDPC 译码之间的协同性，进

而改善 LDPC 的纠错效果。从图 9 (b) 的 OAM 拓扑荷{-1, +2, -3, +4}结果可看出，四种使用交叉熵损失的模型误码率均较高，当光纤长度等于 0.5km、1km 和 2km 时，SwCNN-GMI 的误码率分别比 SwCNN-CE 降低了 84.20%、83.29% 和 79.73%，SwCNN-GMI 的误码率优势比 OAM 拓扑荷{-1, +1, -3, +3}更显著。

尽管 SwCNN-CE 在 OAM 解调的硬判决准确率优于 SwCNN-GMI，但在前向纠错译码之后，其误码率显著高于 SwCNN-GMI。其原因主要在于 CE 损失函数以最大化 OAM 模式分类性能为直接目标，因此，SwCNN 输出的概率分布与真实比特级 LLR 存在偏差，导致基于软信息的 LDPC 纠错性能下降。使用 GMI 损失函数训练 SwCNN，能得到与真实 LLR 更匹配的概率分布，可充分发挥 LDPC 的纠错能力。总体而言，使用 GMI 损失函数训练 SwCNN 能输出更接近真实后验概率的信

道软信息，由此可利用 LDPC 编码良好的纠错能力对接收信号进行纠错，在不同 OAM 拓扑荷下均可显著降低系统误码率。

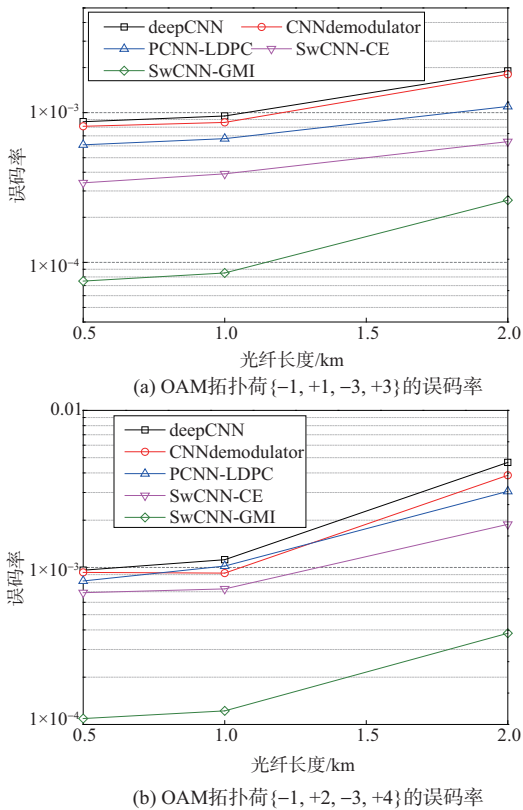


图9 OAM 光纤通信系统误码率性能

表 3 所示为各方法识别每个散斑图像的平均推理时间。从表中来看，CNNdemodulator模型的层数较少,其推理效率最高，而本文 SwCNN 的推理时间最长，在 0.014~0.015s 范围内。总体而言，SwCNN 的推理效率可满足实验环境的要求。

表 3 各模型的推理时间对比

模型	推理时间 t/s
deepCNN	0.0084
CNNdemodulator	0.0076
PCNN-LDPC	0.0117
SwCNN-CE	0.0144
SwCNN-GMI	0.0149

4 结 论

本文 SwCNN 模型通过对 CNN 解调器与 LDPC 译码进行协同优化，以提高 OAM 光纤通信系统的通信质量。SwCNN 使用 CNN 捕捉 OAM 模式图像的局部特征，使用 Swin Transformer 捕捉 OAM 模式图像的全局信息。采用广义互信息代替传统交叉熵作为损失函数，以强化 OAM 模式解调与 LDPC 译码之间的协同性，进而改善 LDPC 纠错效果。实验结果显示，尽管交叉熵损失函数能取

得较好的 OAM 解调硬判决准确率，但无法改善 LDPC 的纠错效果；而 GMI 损失函数能为 LDPC 提供更符合真实信道统计的 LLR 软信息，从而大幅提升 LDPC 的纠错效果。

在实验室环境下，所提模型解调每个散斑图像的平均推理时间约为 0.0149s，若将其部署于计算能力有限的边缘设备中，解调时间可能会进一步增加。因此，未来将探索采用轻量化网络或模型剪枝技术减少 SwCNN 解调的推理时间，增加所提方法在实际工程中的实用性。

参考文献：

[1] 田野, 蒋睿, 张嘉明, 等. 面向多芯光纤通信的完美垂直光栅耦合器(特邀)[J]. 激光与光电子学进展, 2025, 62(17): 330—335.
Tian Ye, Jiang Rui, Zhang Jiaming, et al. Perfect vertical grating coupler for multi-core fiber communication(Invited)[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2025, 62(17): 330—335.

[2] Varshney A, Goyal V. Fiber optics communication: evolution of guided media[J]. International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology, 2024, 12(1): 959—969.

[3] Qiao M, Wang Y, Li Z, et al. Novel dispersion and timing estimation for weakly-coupled OAM fiber transmission systems [J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2024, 36(14): 913—916.

[4] Liu J, Mo S, Xu Z, et al. High spectral-efficiency, ultra-low MIMO SDM transmission over a field-deployed multi-core OAM fiber[J]. Photonics Research, 2025, 13(1): 18—30.

[5] Wang F, Gao R, Li Z, et al. OAM mode-division multiplexing IM/DD transmission at 4.32Tbit/s with a low-complexity adaptive-network-based fuzzy inference system nonlinear equalizer[J]. Optics letters, 2024, 49(3): 430—433.

[6] Zhang J, Lin Z, Liu J. SDM transmission of orbital angular momentum mode channels over a multi-ring-core fibre[J]. Nanophotonics, 2021, 11(4): 873—884.

[7] Liu J, Zhang J, Liu J, et al. 1-Pbps orbital angular momentum fibre-optic transmission[J]. Light: Science&Applications, 2022, 11(8): 1823—1833.

[8] Bai Y, Lv H, Fu X, et al. Vortex beam: generation and detection of orbital angular momentum[Invited][J]. Chinese Optics Letters, 2022, 20(1): 133—147.

[9] Saitoh K, Hasegawa Y, Hirakawa K, et al. Measuring the orbital angular momentum of electron vortex beams using a forked grating[J]. Physical Review Letters, 2013, 111(7): 74801. 1—74801.5.

[10] Lei T, Zhang M, Li Y, et al. Massive individual orbital angular momentum channels for multiplexing enabled by Damman gratings[J]. Light Science&Applications, 2015, 4(3): 257. 1—257.7.

[11] Fu S, Wang T, Zhang S, et al. Integrating 5×5 Damman gratings to detect orbital angular momentum states of beams with the range of 24 to +24[J]. Applied Optics, 2016, 55(7): 1514—1520.

[12] Li B, Luan H, Li K, et al. Orbital angular momentum optical communications enhanced by artificial intelligence[J]. Journal of Optics, 2022, 24(9), 094003.

[13] Hu J, Guo Z, Fu Y, et al. How convolutional-neural-network

- detects optical vortex scattering fields[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2023, 160(1): 107246.
- [14] Zhu J, Fan M, Pu Y, et al. 1024-ary composite OAM shift keying for free-space optical communication system decoded by a two-step neural network[J]. *Optics Letters*, 2023, 48(10): 2692—2695.
- [15] Wang Z, Lai X, Huang H, et al. Recognizing the orbital angular momentum (OAM) of vortex beams from speckle patterns[J]. *Science China Physics, Mechanics & Astronomy*, 2022, 65(4): 1—7.
- [16] Liu Y, Zhang Z, Yu P, et al. Learning-enabled recovering scattered data from twisted light transmitted through a long standard multimode fiber[J]. *Applied Physics Letters*, 2022, 120(13): 131101.
- [17] Wang Z, Chen M, Wan M, et al. Coherent demodulated underwater wireless optical communication system based on convolutional neural network[J]. *Optics Communications*, 2023, 534(1): 129316.
- [18] Tian Q, Li Z, Hu K, et al. Turbo-coded 16-ary OAM shift keying FSO communication system combining the CNN-based adaptive demodulator[J]. *Optics Express*, 2018, 26(21): 27849—27864.
- [19] 睢洲, 王晨, 王凯辉, 等. 32.768 Tbit/s 净速率 1000 km 长少模光纤波分复用系统[J]. *光学学报*, 2023, 43(10): 38—45.
- Ju Zhou, Wang Chen, Wang Kaihui, et al. 1000-km-Long Few-Mode Fiber Wavelength Division Multiplexing Transmission System with Net Rate of 32.768 Tbit/s[J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(10): 38—45.
- [20] Elmeadawy S, Shalaby H M H, Ismail N A, et al. A free space 16-ary OAM coded optical communication system based on chaotic-interleaving and CNNs[J]. *Applied Optics*, 2020, 59(23): 6966—6976.
- [21] Chen W, Hou Z, Yang L, et al. Performance investigation of an OAM-SK optical communication system based on a PCNN-LDPC under atmospheric turbulence[J]. *Optics Express*, 2025, 33(3): 5369—5381.
- [22] Jiang W, Zhao X, Fang F, et al. End-to-end learning of constellation shaping for optical fiber communication systems[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2023, 15(6): 1—7.
- [23] 王千帆, 杨佳仪, 王寅楚, 等. 面向流式通信的耦合 LDPC 码研究综述[J]. *电子学报*, 2024, 52(8): 2913—2932.
- Wang Qianfan, Yang Jiayi, Wang yinchu, et al. A review of coupled LDPC codes for streaming communications[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2024, 52(8): 2913—2932.
- [24] Arbab A, Habibi A, Rabbani H, et al. From image to sequence: exploring vision transformers for optical coherence tomography classification[J]. *Journal of Medical Signals & Sensors*, 2025, 15(6): 1—18.
- [25] Liu Ze, Lin Yutong, Cao Yue, et al. Swin transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Montreal, QC, Canada: IEEE, 2021: 9992—10002.
- [26] Alvarado A, Agrell E, Lavery D, et al. Replacing the soft-decision FEC limit paradigm in the design of optical communication systems[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2015, 33(20): 4338—4352.
- [27] Hu X Y, Eleftheriou E, Arnold D M, et al. Efficient implementations of the sum-product algorithm for decoding LDPC codes[C]//IEEE Global Telecommunications Conference. San Antonio, TX, USA: IEEE, 2001: 1036A—1036E.

(上接 189 页)

- [7] Truong V G, Jeong S, Park J S, et al. Endoscopic ultrasound (EUS)-guided cylindrical interstitial laser ablation (CILA) on in vivo porcine pancreas[J]. *Biomedical Optics Express*, 2021, 12(7): 4423—4437.
- [8] Gomes A D, Turtaev S, Du Y, et al. Near perfect focusing through multimode fibres[J]. *Optics Express*, 2022, 30(7): 10645—10663.
- [9] Hansson T, Tonello A, Mansuryan T, et al. Nonlinear beam self-imaging and self-focusing dynamics in a GRIN multimode optical fiber: theory and experiments[J]. *Optics Express*, 2020, 28(16): 24005—24021.
- [10] Dou J, Ma C, Wang K, et al. Light-field focusing and modulation through scattering media based on dual-polarization-encoded digital optical phase conjugation[J]. *Optics Letters*, 2022, 47(11): 2738—2741.
- [11] Papadopoulos I N, Farahi S, Moser C, et al. Focusing and scanning light through a multimode optical fiber using digital phase conjugation[J]. *Optics express*, 2012, 20(10): 10583—10590.
- [12] Xiong Y, Zhou Z, Xu Y, et al. High-fidelity lensless imaging with single hologram based on physics-guided frequency-aware network[J]. *Applied Physics Letters*, 2024, 125(13).
- [13] Popoff S M, Leroose G, Carminati R, et al. Measuring the transmission matrix in optics: an approach to the study and control of light propagation in disordered media[J]. *Physical review letters*, 2010, 104(10): 100601.
- [14] Bianchi S, Rajamanickam V P, Ferrara L, et al. Focusing and imaging with increased numerical apertures through multimode fibers with micro-fabricated optics[J]. *Optics letters*, 2013, 38(23): 4935—4938.
- [15] N'Gom M, Norris T B, Michielssen E, et al. Mode control in a multimode fiber through acquiring its transmission matrix from a reference-less optical system[J]. *Optics Letters*, 2018, 43(3): 419—422.
- [16] Turcotte R, Schmidt C C, Emptage N J, et al. Focusing light in biological tissue through a multimode optical fiber: refractive index matching[J]. *Optics letters*, 2019, 44(10): 2386—2389.
- [17] Velsink M C, Amitonova L V, Pinkse P W H. Spatiotemporal focusing through a multimode fiber via time-domain wavefront shaping[J]. *Optics Express*, 2020, 29(1): 272—290.
- [18] 华英子. 穿透散射介质聚焦方法研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2021: 47—50.
- Hua Y Z. Research on focusing method of penetrating scattering medium[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2021.
- [19] Yu H, Yao Z Y, Sui X B, et al. Focusing through disturbed multimode optical fiber based on self-adaptive genetic algorithm[J]. *Optik*, 2022, 261: 169129.
- [20] Zhang C C, Yao Z Y, Liu T T, et al. Dynamic mutation enhanced greedy strategy for wavefront shaping[J]. *Optics & Laser Technology*, 2024, 169: 110018.
- [21] 刘芳, 刘亚男, 杜凯. 一种自适应遗传优化的通信定位方法[J]. *兵工学报*, 2024, 46(4): 332—341.
- Liu fang, Liu Yanan, Du Kai. A communication positioning method based on adaptive genetic optimization[J]. *Acta Annamentarii*, 2024, 46(4): 332—341.