面向非线性光纤信道的神经概率幅度整形

Mohammad Taha Askari,[1],2,* Lutz Lampe,[1] 和 Amirhossein Ghazisaeidi[2]

[1]不列颠哥伦比亚大学电气与计算机工程系，加拿大不列颠哥伦比亚省温哥华市 *V6T 1Z4*[2]诺基亚贝尔实验室，法国马西市 *Jean Bart* 街 *12* 号，邮编 *91300*[*]*mohammadtaha@ece.ubc.ca*

摘要： 我们提出了神经概率幅度整形，这是一种面向相干光纤系统的联合分布学习框架。对于跨越单跨段205公里链路的双偏振64-QAM传输，所提出的方案相比序列选择可带来 0.5 dB 的信噪比增益。

arXiv:2602.02716v1 [cs.LG] 2 Feb 2026

1. 引言

概率幅度整形（概率幅度整形，PAS）广泛应用于相干光学系统，因为它能够实现概率整形（PS）和精细的速率自适应，同时与系统性前向纠错（FEC）完全兼容 [1]。然而，传统的概率幅度整形只调整符号边缘概率，尽管非线性光纤信道对单个符号分布及其时间依赖关系都很敏感。这一差距促使人们开发对符号序列的联合分布进行优化、而非将符号视为相互独立的整形技术。

有限码长概率幅度整形能够自然引入有益的符号相关性，从而降低非线性干扰噪声（NLIN）并提高可达信息率（AIR） [2]。序列选择方法通过生成多个具有固定边缘分布的候选序列，并依据非线性度量选出一个序列，以此利用这种特性 [3,4]。该方法间接优化了传输符号的联合分布，但其实用性有限：要取得显著增益，必须使用大量候选序列；同时，该方法计算复杂度高、会造成速率损失，且无法控制候选序列的质量 [5]。这些缺点促使研究者探索数据驱动的替代方案，以直接学习有用的时间依赖关系。

神经网络已被用于在端到端学习框架中优化 PS：通过神经模型参数化符号分布，并在可微分信道上使用信息论目标函数进行训练，例如比特度量信息，或其替代指标——二元交叉熵（BCE）损失 [6, 7]。然而，早期的神经整形方法仍仅关注符号边缘概率。

最近，神经概率整形（NPS）被提出作为一种通用框架，利用自回归循环神经网络学习发射符号的联合分布 [8]。通过捕获时间依赖关系，NPS优于序列选择方法，并能有效抑制NLIN。然而，由于NPS作用于有符号符号，无法与概率幅度整形或系统前向纠错（FEC）集成，因此主要仍是一种性能基准，而非可部署的整形方案。

在本工作中，我们提出神经概率幅度整形（NPAS），一种面向无符号符号的、兼容概率幅度整形的联合分布学习方法。NPAS采用自回归循环神经网络，通过可微光纤信道进行端到端训练，以建模联合幅度分布。通过将学习约束在星座图中与概率幅度整形相关的部分，NPAS保留了联合分布整形的优势，同时确保与系统FEC及标准概率幅度整形架构的互操作性。此外，缩小的优化空间显著提升了高维设置下的训练稳定性。我们表明，NPAS实现了与NPS相当的整形与非线性抑制增益，同时可直接部署于实际的概率幅度整形收发机中。

2. NPAS 架构与训练

NPAS 由一个自回归神经模型组成，该模型生成无符号复符号上的一系列条件分布。在运行过程中，算术分布匹配器（ADM） [9]利用这些分布将信息比特确定性地映射为无符号符号。每生成一个符号后，神经模型更新其内部状态，并产生序列中的下一个条件分布。相应的符号位由 FEC 奇偶校验流提供，从而确保与 PAS 架构完全兼容。

训练过程中，自回归模型以端到端方式学习，使其条件分布针对光纤非线性传输达到最优。训练流程如图 1。NPAS 编码器将无符号复符号 $\bar{a} = (a1, \ldots, a_L)$ 上的 L 维联合分布建模为 $p_\theta(\bar{a}) = \prod_{t=1}^{L} p_\theta(a_t \mid$

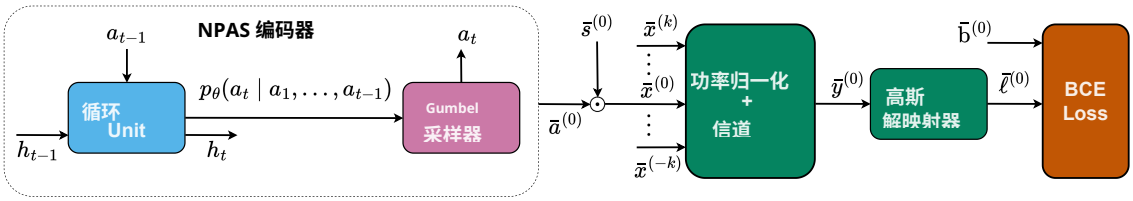


图 1. NPAS 端到端训练流程。

a1, . . . , a$_{t-1}$)，其中每个条件项由自回归神经模型 θ 参数化。在每个时间步，循环单元生成逻辑值，表示在给定前一无符号符号 a$_{t-1}$ 以及捕捉过去振幅之间时间依赖关系的循环上下文向量 h$_{t-1}$ 的条件下，下一个无符号符号的条件概率。训练期间，使用 Gumbel-Softmax技巧 [10] 与直通估计器 [11] 抽取离散样本。该过程重复 L 次，以从学习到的联合分布中采样 $\bar{}$a，同时施加符号符号位 $\bar{}$s =(s1,. .., s$_L$)，其中每个 s$_i$ 为从均匀伯努利分布中独立抽取的同相与正交符号对，从而形成带符号星座点序列 $\bar{}$x = (x1, . . . , x$_L$)。为纳入信道记忆效应，主序列 $\bar{}$x$^{(0)}$ 与其相邻块 $\bar{}$x$^{(-k)}$,. .., $\bar{}$x$^{(k)}$ 拼接。扩展序列经归一化以满足发射功率约束，随后通过可微单信道单偏振光纤模型。

为了在训练过程中考虑光纤非线性效应，我们采用加性-乘性（AM）扰动模型 [4], ，该模型将接收符号表示为

$$y_t = x_t \exp\left(\mathrm{j}\gamma \sum_n (|x_{t-n}|^2 - 1)c_n\right) + \Delta x_t + n_t, \tag{1}$$

其中 γ 为非线性系数，c_n 为乘性扰动系数， Δx_t 表示加性非线性干扰，n_t 表示放大自发辐射（ASE）噪声。该模型在存在恒定载波相位恢复（CPR）的情况下刻画了一阶非线性相位旋转和加性克尔效应引起的失真，同时保持可微，因此非常适合基于梯度的端到端训练。传输之后，提取中心块 $\bar{}y^{(0)}$ ，并由失配高斯解映射器处理以计算对数似然比 $\bar{\ell}^{(0)}$，再使用来自 [8]的调整后的二元交叉熵损失将其与传输比特标签 $\bar{}b^{(0)}$ 进行比较。该损失作为最大化可达信息率的可微替代目标，使 NPAS 编码器能够学习对光纤非线性传输联合最优的时域幅度依赖关系。

3. 数值结果

我们采用 [8, 12] 中的仿真设置：一条长 205 km 的单跨段单模光纤链路，承载 5 个波分复用（WDM）双偏振 64-QAM 信道，符号率为 50 吉波特（间隔为 55 GHz）；色散（CD）为 17 ps/nm/km，非线性系数为 $\gamma = 1.3$ W^{-1}km^{-1}，衰减为 0.2 dB/km，并在跨段后使用噪声系数为 5 dB 的掺铒光纤放大器（EDFA）。采用根升余弦（滚降系数为 0.1）脉冲成形、电子色散补偿，以及导频率为 2.5% 的导频辅助线性载波相位恢复 [13] 。

NPAS 编码器采用单层长短期记忆网络（LSTM） [14]，隐藏层大小为 256，后接一个将隐藏状态映射到无符号星座维度的投影层。为公平比较，NPS 采用相同的架构，并映射到有符号符号。对于每个分组长度 L，我们选择相邻块的数量 k ，使拼接后的侧块覆盖非线性传播引入的有效单边信道记忆。随后，模型在其最佳发射功率下进行训练（见第 2 节），并使用分步傅里叶法（SSFM）在 WDM 设置下、以不同发射功率评估生成的符号，从而忠实地模拟物理光纤传播。

图 2(a) 展示了 NPAS 的可达信息率与分组长度 L 之间的关系，并将 NPS 纳入比较。随着 L 增大，学习过程从边缘分布转向联合分布，使两种方法都能利用时间依赖关系。当 $L \leq 8$时，NPS 通过直接优化有符号符号略胜 NPAS。然而，此后 NPS 的性能趋于平稳，继而下降，而所提出的 NPAS 则保持稳定并持续改进。这一现象归因于 NPAS 的搜索空间小了 4^L 倍。因此，NPAS 在低维时会付出较小的性能代价，但在高维时仍能保持稳定，在达到 NPS 水平性能的同时保留可部署性。

图2（b）和（c）将 NPAS 与均匀信令以及采用枚举球形整形（ESS）的传统概率幅度整形进行比较，[15], 两者均包括采用和未采用序列选择的情况。我们采用分组长度 $L = 32$ ，作为兼顾较低速率损失与可控计算复杂度的实用工作点。我们将 ESS整形速率设为 1.93 比特/1D，以匹配 NPS边缘分布（$L = 1$）情形的熵，并按照 [16]中的说明，将振幅映射到 QAM符号的同相分量和正交分量。序列选择从通过交织生成的 64 个候选序列中选取，并根据 [16]中的基于AM的度量对其评分。图中还列出了 NPS 作为参考。

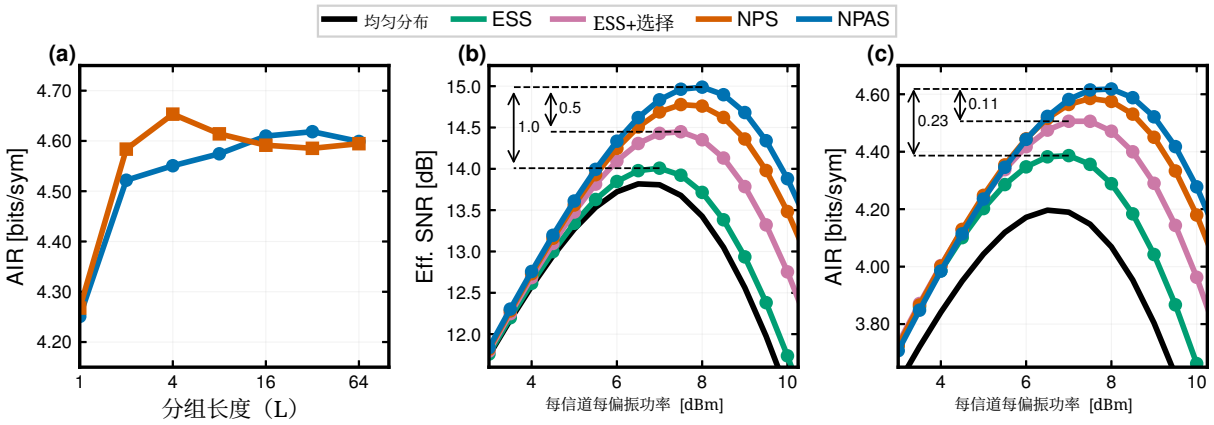


图2. NPAS与采用ESS的传统概率幅度整形以及与NPS的性能比较。(a) 可达信息率与分组长度 L的关系；(b) 有效信噪比与发射功率的关系；(c) 可达信息率与发射功率的关系。

由于 NPAS 和 NPS 是通过 Gumbel-Softmax 采样进行训练的，其算术分布匹配速率损失尚未量化；因此，我们不扣除 ESS 的速率损失（包括序列选择带来的损失），以便为 ESS 提供一个乐观的可达信息率上界，作为基准。在最佳发射功率下，NPAS 和 NPS 的有效信噪比比 ESS 及 ESS+选择高出 0.5 dB 以上，可达信息率高出 0.1 比特/2D 以上，且其最佳发射功率高出 ≈ 0.5 dB。这一偏移证实了通过联合分布学习实现的非线性干扰抑制效果更优。这些结果表明，直接进行联合分布学习优于基于候选的序列选择；而单独使用 NPAS 则能在保持完整概率幅度整形兼容性的同时，避免与序列选择相关的复杂度和速率损失。

4. 结论

我们提出了神经概率幅度整形（NPAS），这是一种适用于光纤系统、兼容 PAS 的神经联合分布学习方法。NPAS 学习无符号符号的联合分布，因此能够与 PAS 无缝集成，同时保留其整形优势。结果表明，NPAS 的增益与 NPS 相当，而由于其优化空间更小，在较大分组长度下表现出显著更强的稳定性。这些发现证实，联合分布学习能够在 PAS 架构中实现而不牺牲实用性，因此 NPAS 有望成为下一代相干收发机的候选方案。本文所呈现的结果仅限于单跨段链路，将比较扩展至多跨段传输是未来的研究方向。

5. 致谢

本研究得到诺基亚贝尔实验室（法国）、Mitacs Accelerate International、UBC 计算、信息与认知系统研究所，以及加拿大数字研究联盟（www.alliancecan.ca）的支持。

参考文献

1. B¨ocherer 等，“带宽高效且速率匹配的低密度奇偶校验……”《IEEE 通信汇刊》（2015年）。 2. Fehenberger 等，“有限长度恒定……条件下非线性光纤相互作用分析”。《光波技术杂志》（2020年）。 3. Civelli 等，“面向非线性信道的基于序列选择的星座整形”。《光波技术杂志》（2024年）。 4. Askari 等，“面向非线性容限的概率整形”。《光波技术杂志》（2025年）。 5. Civelli 等，“用于非线性抑制的序列选择成本收益分析”，发表于 光纤通信会议，（2025年）。 6. Aoudia 等，“编码……的概率整形与几何整形联合学习”，发表于 *IEEE*全球通信会议，（2020年）。 7. Chimmalgi 等，“概率星座整形的端到端学习……”。《IEEE 光子技术快报》（2025年）。 8. Askari 等，“神经概率整形：光纤……的联合分布学习”，发表于 欧洲光通信会议，（2025年）。 9. Baur 等，“算术分布匹配”，发表于 国际 *ITG* 系统、通信与编码会议（*SGC*），（2015年）。 10. Jang 等，“基于 Gumbel-Softmax 的类别重参数化”，发表于 国际学习表征会议，（2017年）。 11. Bengio 等，“通过随机……估计或传播梯度”。arXiv 预印本 arXiv:1308.3432（2013年）。 12. G¨ultekin 等，“用于降低非线性干扰噪声的峰度受限球形整形……”。《光波技术杂志》（2022年）。 13. Neshaastegaran 等，“导频符号辅助……的对数似然比计算”。《IEEE 通信汇刊》（2019年）。 14. Hochreiter 等，“长短期记忆”。《神经计算》（1997年）。 15. Amari 等，“为光通信系统引入枚举球形整形……”。《光波技术杂志》（2019年）。 16. Askari 等，“概率幅度整形与非线性容限：分析与……”。《光波技术杂志》（2023年）。