arXiv:2303.02605v1 [cs.IT] 5 Mar 2023

适用于第五代移动通信多输入多输出无线信道及实际低密度奇偶校验码的映射器侧几何整形 QAM 星座

Daniil Yudakov[a, b], Dmitrii Kolosov[a], Evgeny Bobrov[a, b] ⋆

[a] M.V. 罗蒙诺索夫莫斯科国立大学[b] 华为技术有限公司，俄罗斯研究院，莫斯科研究中心

摘要。 无线通信系统中的信号传输包含许多阶段。其中，映射和解映射将比特序列转换为复数序列，反之亦然。这一操作由星座图系统完成，即由复平面上的一组带标签的点构成。通常，星座图的几何形状是固定的，且星座点均匀分布，例如，在很宽的信噪比范围内都使用相同的正交幅度调制（QAM）。通过消除星座分布的均匀性，可以获得更高的信道容量。由于现行标准限制，很难在映射器端或解映射器端更改星座图。在这种情况下，可以采用原有方法，仅在映射器端或解映射器端优化星座图。通过对信道容量进行数值计算，我们表明，最优几何星座取决于信噪比。优化通过最大化互信息（MI）来实现。互信息函数描述了采用最优编码时通过信道传输的信息量。为证明这一方法的有效性，我们使用包含实际低密度奇偶校验码的现代物理层 Sionna 仿真器以及多输入多输出第五代移动通信正交频分复用信道进行了数值实验。

关键词： 无线 · 调制与编码方案 · 星座图 · 几何整形 · 误块率 · 频谱效率 · 比特交织编码调制 · 互信息 · 正交幅度调制

1 引言

通信系统的性能在很大程度上受星座图选择的影响。在设计星座图时，可以同时优化点的坐标和概率。这些方法分别称为几何整形和概率整形。星座图的几何结构通常是固定的，例如采用正交振幅调制（QAM）。在这种情况下，概率整形仍然可以提高可达信息速率。 [12]展示了一种如何利用自编码器进行概率星座整形的方法。

⋆ 邮箱：d.yudakov43@gmail.com, kolosov.dmt@gmail.com, eugenbobrov@ya.ru

近年来，在光通信和无线通信领域，人们提出了多种整形方案，使其匹配由输入分布实现的信道容量，从而提高整形增益。在 [6] 中，基于采用 WiMAX 和 DVB-S2 低密度奇偶校验码、结合软判决解码和硬判决解码时的帧错误率性能，对无线回传信道的概率整形和几何整形方案进行了评估。在软判决解码下，概率整形和几何整形技术相较于均匀分布符号传输均表现出显著增益。然而，概率整形更具挑战性，因为它需要优化离散分布。

本文将重点讨论几何整形。这种方法已得到深入研究。例如， [4]中的几何整形256元星座与标准正交幅度调制星座 [5]相比，可获得高达1.18分贝的信噪比增益。 [9]提出了适用于多维欧几里得空间的基于格的几何整形调制格式，并介绍了快速且低复杂度的调制和解调算法。近期，已有研究提出了用于几何整形的机器学习技术 [10]。在 [8] 中，使用自编码器来获得几何整形星座。

上述所有论文都假设可以同时更改发射机端的映射器和接收机端的解映射器。这在现有的无线通信系统标准中无法实现。无线网络中的信号传输由基站发往用户设备（UE）。大多数用户设备按照已制定的标准运行，例如3GPP TS38.211 V15.4.0 [3]。由于需要更改标准本身，因此很难同时更改用户设备的映射（上行链路）和解映射（下行链路）。

本文研究基站发送经过修改的信号这一情形：通过非均匀星座（NUC）将比特序列转换为复数序列，而用户设备接收该信号后，使用标准正交幅度调制（QAM）星座图将其转换为对数似然比序列。该过程可利用现有技术实现，无需更改任何 3GPP 标准。我们采用符合实际情况的低密度奇偶校验（LDPC）码和第五代移动通信 MIMO OFDM 系统，并在物理通信系统级 Sionna 仿真器 [7] 中进行数值实验。

2 系统模型

我们考虑用户设备与基站之间符合实际情况的点对点传输。我们将配置的系统如图 1 所示。与通常的比特交织编码调制（BICM）相比，主要区别在于引入了几何整形，这会改变映射过程。

在基站侧的信道模型中，使用 LDPC 编码器将均匀分布的校验比特添加到比特序列（二进制源）中。随后，映射器将该比特序列转换为复数序列。该序列经过 AWGN 信道。

在用户设备侧，线性最小均方误差均衡器可降低接收信号（复数值）中的符号间干扰。解映射器将

复数值转换为对数似然比，解码器最终再将对数似然比转换为比特序列。接收信号的质量可用互信息函数来描述。

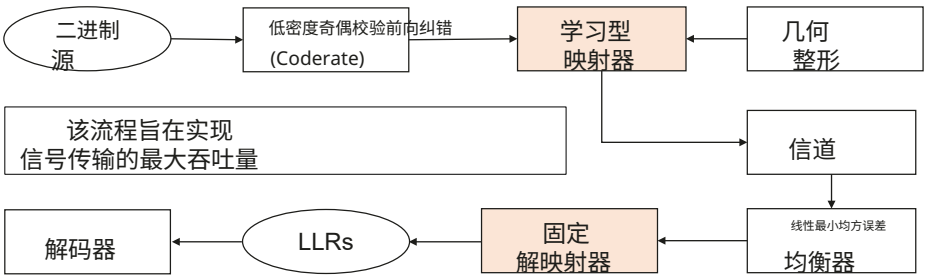

图1。采用学习型映射器和固定解映射器的数据传输流程。

我们的目标是优化该方案的调制部分（即映射器），使信道模型如下

$$x \xrightarrow{Mapper} s \xrightarrow{Channel} Hs+n \xrightarrow{Equalizer} G(Hs+n)=\tilde{s} \xrightarrow{Demapper} y \xrightarrow{Decoder} \tilde{x}$$

其中 x 和 $\tilde{x}$ ——发送和接收比特序列， s 和 $\tilde{s}$ ——发送和接收复信号值， H、G ——预定义的信道和线性最小均方误差均衡器复矩阵；通常 $GH \sim I$ （信号在零噪声下不发生变化）， n——复随机噪声（例如 $\mathcal{N}(0,\ \sigma^2)$）， y是通过对数似然比（LLR）函数获得的实数序列：

$$y_i = llr_i(\tilde{s}) = \log \frac{P(b_i(x)=0|\tilde{s})}{P(b_i(x)=1|\tilde{s})} = \log \left(\frac{\sum_{c\in\mathcal{C}_{i,0}} \exp\left(-\frac{1}{N_0}|\tilde{s}-c|^2\right)}{\sum_{c\in\mathcal{C}_{i,1}} \exp\left(-\frac{1}{N_0}|\tilde{s}-c|^2\right)} \right)$$

其中 $\mathcal{C}_{i,\ 0}$ 和 $\mathcal{C}_{i,\ 1}$ 是互不相交的星座点集合。对于$c \in \mathcal{C}_{i,\ 0}$： i^{th} 比特等于 0；对于 $c \in \mathcal{C}_{i,\ 1}$： i^{th} 比特等于 1。

已知 $y = llr(\tilde{s})$等价于已知 $t = P(b(x)\ = 0|\tilde{s})$ 和$1 - t = P(b(x)\ = 1|\tilde{s})$，因为 $t = \frac{2^y}{2^y+1}$。

注意，对于固定解映射器，解映射器对数似然比函数取决于 QAM 接收星座。我们有 $y_i = llr_i(\tilde{s},\ QAM)$。对于任何新的星座图，都可以预先计算并制成对数似然比查找表。

2.1 互信息作为损失函数

对于任意信道 $X \to Y$ 以及输入分布 $P_X(x)$，我们考虑分布为 $P_{(X,Y)}(x,y)$ 的系综 (X,Y)。在这种情况下，正确的信息度量是互信息（ MI ） $I(X;Y)$：

$$I(X;Y) := H(X) - H(X|Y) = \mathbb{E}_{(X,Y)}\left(\log \frac{P_{(X,Y)}(x,y)}{P_X(x)P_Y(y)}\right), \qquad (1)$$

其中 $H(X)$ 是熵， $H(X|Y)$ 是条件熵。

期望值可以表示为求和或积分，具体取决于分布是离散的还是连续的。根据香农定理， [11], $I(X;Y)$ 是采用最优编码时信道吞吐量的严格上限。现代标准中的低密度奇偶校验码并非最优，存在可预测的损失。

[2] 证明的定理表明，(1) 可以计算为：

$$I(X^{bit};Y^{LLR}) = \sum_{j=1}^{m} I(B_j;Y) = \sum_{j=1}^{m} \left(H(B_j) - H(B_j|Y)\right), \tag{2}$$

其中， m 是给定星座图所传输的比特数， B_j 是一个离散随机变量，其值等于第 j个比特； Y是一个连续随机变量，其值等于复平面上接收到的一个点。只要发射机和接收机使用相同的星座图，该公式就适用于任何星座图和任何类型的噪声。这意味着，我们可以对整组比特使用纠错码，而不会丢失任何信息。

2.2 神经网络的交叉熵

要计算 $I(X;Y)$ (2)，我们需要计算求和中的每一项：

$$I(B_j;Y) = H(B_j) - H(B_j|Y) \tag{3}$$

(3) 中的第一项很容易计算，因为比特序列中 0 和 1 出现的概率相等：

$$H(B_j) = -\frac{1}{2}\log\frac{1}{2} - \frac{1}{2}\log\frac{1}{2} = 1$$

现在我们需要计算 (3) 中的第二项： $H(B_j|Y)$。为此，令变量 $t = t(\tilde{s})$ 表示在接收到复数值 $\tilde{s}$ 的条件下，传输比特为 0 的概率： $b_j(x) = 0$， $t = t(\tilde{s}) = P(b_j(x) = 0|\tilde{s})$。那么传输比特为 1 的概率 $P(b_j(x) = 1|\tilde{s}) = 1 - t$，并且

$$\begin{aligned}
H(B_j|Y) = &-\int P(y, b_j(x) = 0)\log P(b_j(x) = 0|y)dy - \\
&-\int P(y, b_j(x) = 1)\log P(b_j(x) = 1|y)dy = \\
&= -\int P(y)P(b_j(x) = 0|y)\log P(b_j(x) = 0|y)dy - \\
&-\int P(y)P(b_j(x) = 0|y)\log P(b_j(x) = 0|y)dy = \\
&= -\int P(y)(t\log t + (1-t)\log(1-t)dy) = \int P_Y(y)H_2(t)dy,
\end{aligned}$$

其中， $H_2(t) = t\log\frac{1}{t} + (1-t)\log\frac{1}{1-t}$ 被称为 二元交叉熵。

函数 $H(B_j|Y)$ 用于当前优化过程。

2.3 映射器侧星座图优化特性

我们的方法仅涉及映射器侧的星座图更改。这会导致互信息函数发生变化。映射器星座负责分布 $P_Y(y)$。另一方面，固定解映射器QAM星座负责函数 $H_2(t)$。

算法 1 用于映射器星座优化的Adam算法

输入
$SNR, Coderate, QAM_Constallation$

输出
$Mapper_Constellation$

$Mapper_Constellation \leftarrow QAM_Constallation$
$Demapper_Constellation \leftarrow QAM_Constallation$
对于 $t = 1 : T$，**执行** ▷ T 是 Adam 的训练轮数
$bits \leftarrow BinarySource()$ ▷ 随机序列生成
$s \leftarrow Mapper(bits, Mapper_Constellation)$
$\tilde{s} \leftarrow AWGN\ Channel(s, SNR)$
$llrs \leftarrow Demapper(\tilde{s}, Demapper_Constellation)$
$loss \leftarrow BinaryCrossentropy(bits, llrs)$
$Mapper\ Constellation \leftarrow AdamUpdate(Mapper\ Constellation, loss)$
结束循环
返回 $Mapper\ Constellation$

我们可以这样解释这些事实： y 是信号经过信道后用户接收到的信号。分布 $P_Y(y)$描述了在特定区域检测到给定信号的概率。对于 AWGN 信道，这种分布表现为星座点周围的噪声云。因此，如果我们移动映射器星座点，分布 $P_Y(y)$本身也会发生变化（见图 2）。移动一个圆会导致它与某些圆之间的干扰增加，而与另一些圆之间的干扰减少。互信息函数可以帮助我们恰当地移动它。另一方面，解映射器星座点显示了该信号y 如何转换为对数似然比。如上所述， $t(y)$函数负责此过程。由于解映射器星座图没有变化，因此该函数也不会变化。因此，为了最小化互信息函数，我们需要在函数 $t(y)$固定的情况下，最大化 $\int P_Y(y)H_2(t(y))dy$ 。

3 仿真结果

测试在 Sionna [7] 仿真平台上进行。仿真的第一部分针对简化信道开展。在此，我们通过互信息最大化获得了最优星座图（星座图示例见图 3）。星座训练采用 Adam 优化器完成。对于每个信噪比，以下情况下传输的信息量为

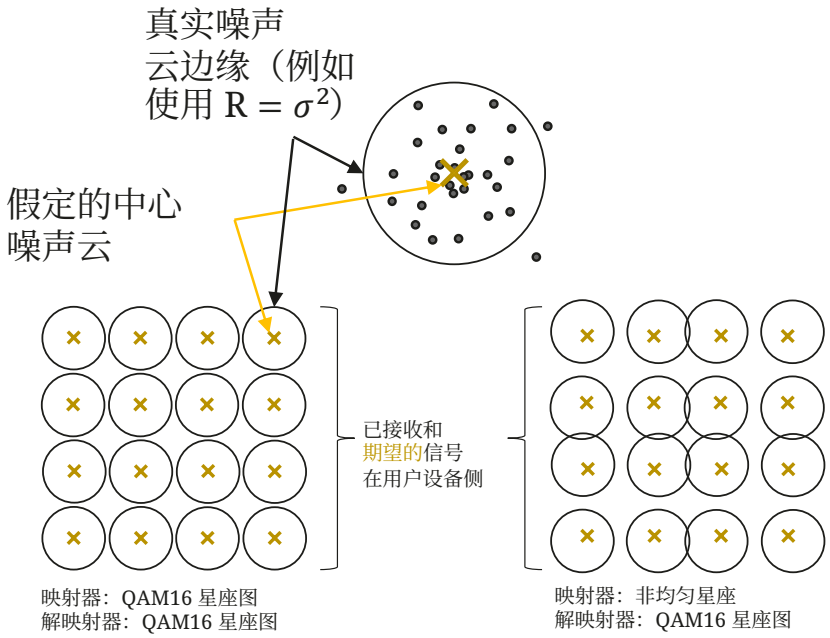

图 2. 用户侧变化示意图。这里，UE认为接收信号围绕QAM星座点（黄色十字附近）呈高斯噪声分布。解映射过程基于这一假设计算对数似然比。但对于不同的映射器星座，实际信号具有不同的分布。图中用圆圈表示这些分布。可以认为，与某个固定映射器星座点对应的每组接收点的数学期望都位于某个圆的中心。该圆的半径 R 表示噪声的离散程度。由于噪声具有高斯特性，我们无法确定噪声的严格边界（有些点可能位于圆外）。

计算了均匀星座和非均匀星座的互信息（见图 4）。这里可以看到，对于较高的信噪比，SAP 星座的互信息增益最高可达 1.5%。

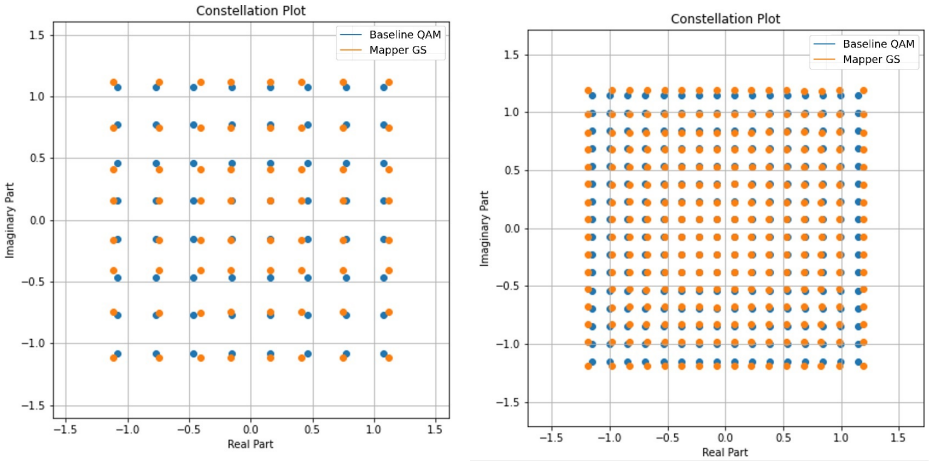

图 3。 整形星座示例。蓝色点表示基础 QAM 星座，橙色点表示整形星座。

随后，在更复杂的场景中测试了所得星座。首先，我们考虑将星座与 LDPC 编码器结合的场景。Sionna 仿真器采用了符合 3GPP TS 38.211 V17.0.0 (2021-12) 标准的低密度奇偶校验码。结果见图 5。这里，“基线QAM”表示采用均匀映射器星座的算法，“GS映射器”表示采用非均匀映射器星座、以最大化互信息函数的算法。

频谱效率（以单位时间内的比特数计）是带宽效率的一个指标。在我们的案例中，它定义为

$$SE = (1 - BLER) \cdot Coderate \cdot num_bits$$

其中， $BLER$ 是误块率（传输单个 LDPC 块时出错的概率）， $Coderate$ 是基于 MCS 的编码率， $num\ bits$ 是对星座图进行编码的比特数。例如，对于 16-QAM： $num\ bits = log_2(16) = 4$。 $num\ bits$ 的值也取决于 MCS。

$Coderate$ 和 $num\ bits_{qam}$ 的值取自 3GPP 标准。 $BLER$ 的值通过仿真获得。

与旧方法相比，相对于基本算法的增益图

$$SE_{gain} = \frac{SE_{after}}{SE_{before}} - 1$$

更具说明性（图 6）。

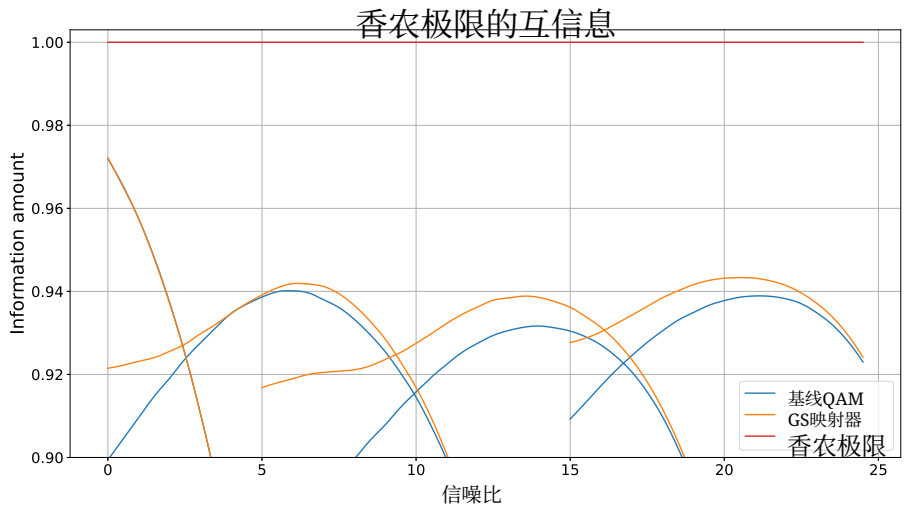

图4. 互信息。 x轴表示以分贝为单位的信噪比。 y轴表示与香农极限相比，我们可以向用户传输的额外信息百分比。蓝线表示基础QAM调制传输的信息百分比，橙线表示采用整形星座传输的信息百分比。

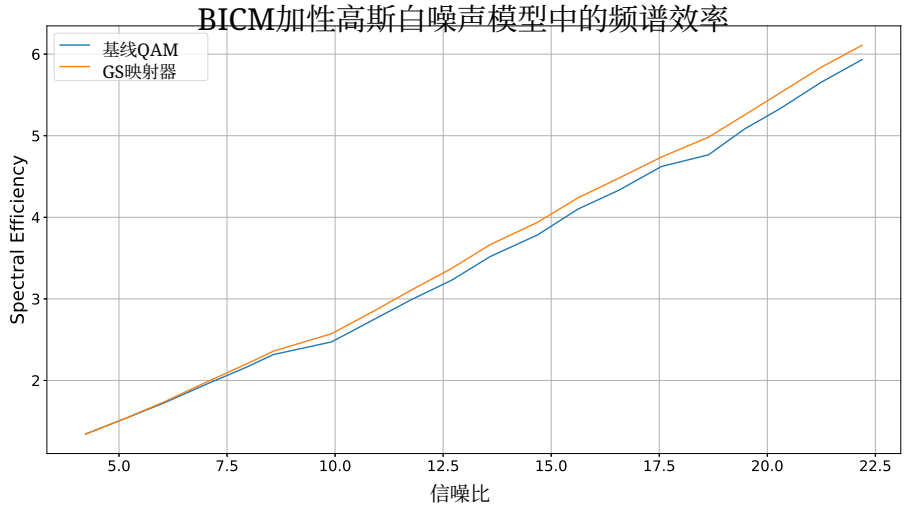

图5. 频谱效率。 x轴表示以分贝为单位的信噪比。 y轴表示单位时间内我们可以向用户传输的信息量。蓝线表示基础QAM调制传输的信息量，橙线表示采用整形星座传输的信息量。

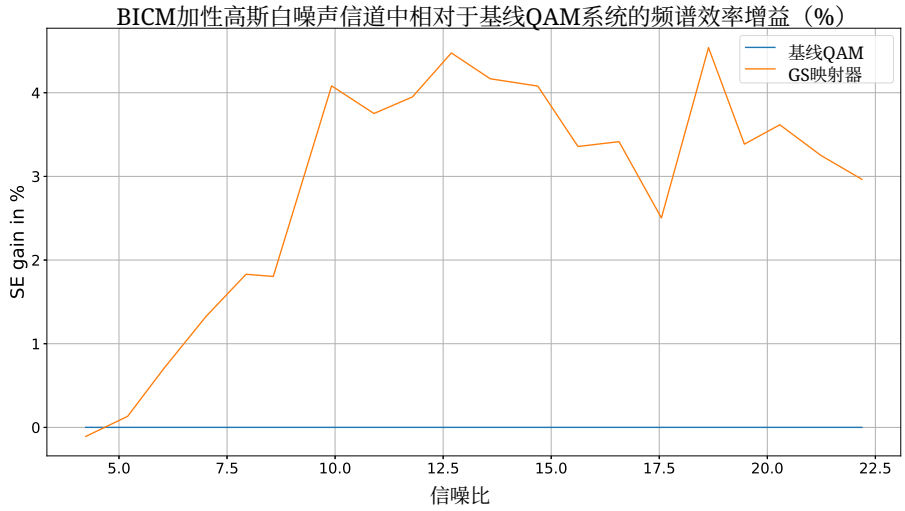

图6. 频谱效率增益。 x轴表示以分贝为单位的信噪比。 y轴表示与基础QAM调制传输相比，可向用户传输的信息量百分比。橙色曲线表示采用整形星座时的传输百分比。

对于这一 系列实验，我们获得了最高达 4% 的增益。

第二系列实验考虑了正交频分复用（OFDM）调制。系统架构由前向纠错低密度奇偶校验码、比特交织器、资源栅格映射器、最小二乘信道估计器、最近邻解映射器、LMMSE均衡器、OFDM调制器和非均匀星座组成。

该系统采用不同的 3GPP 无线非视距（NLoS）簇延迟线（CDL）信道模型：A、B、C；以及视距（LoS）CDL 信道模型：D、E（图 7、8、9、10、11） [1]。时域模型在实时域中进行仿真，并考虑符号间（IS）和载波间（IC）干扰；而频域模型则直接在频域中进行仿真，不考虑 IS 和 IC 干扰。

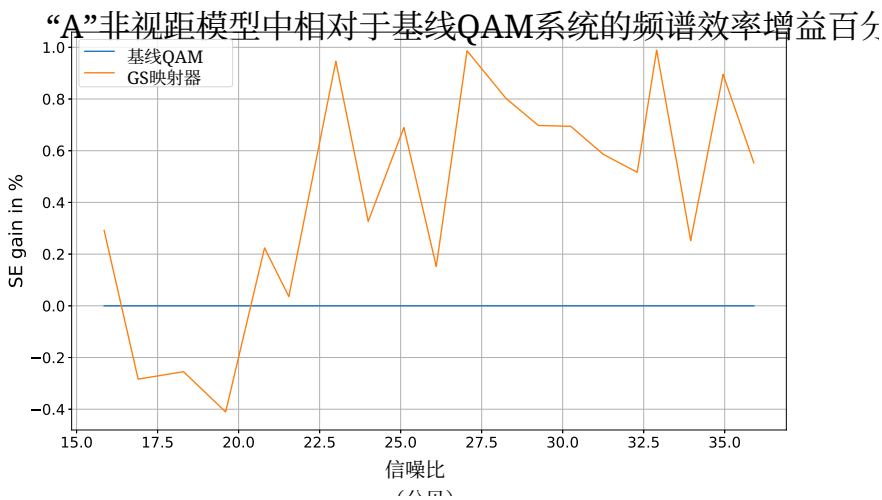

图7。 3GPP无线非视距A信道模型的频谱效率增益。

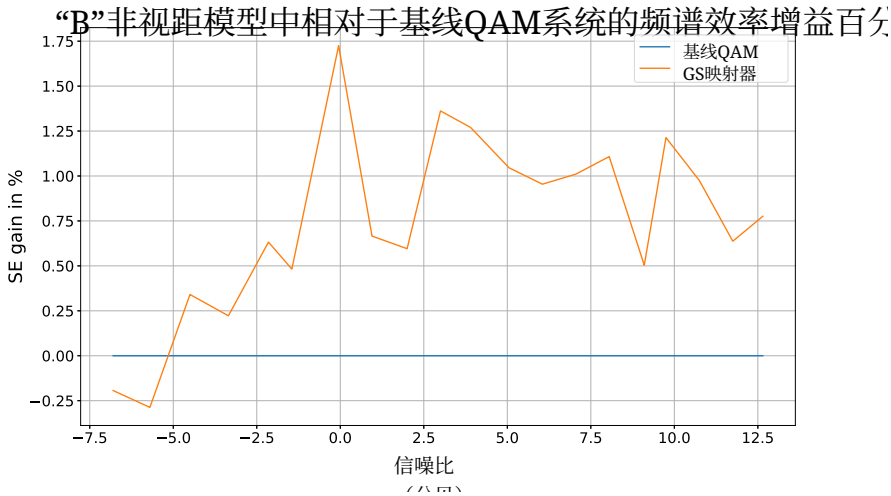

图8。 3GPP无线非视距B信道模型的频谱效率增益。

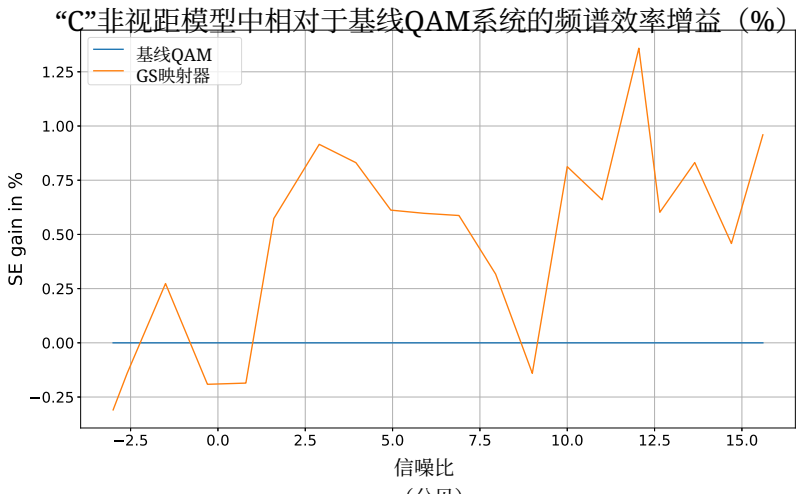

图9。3GPP无线非视距C信道模型的频谱效率增益。

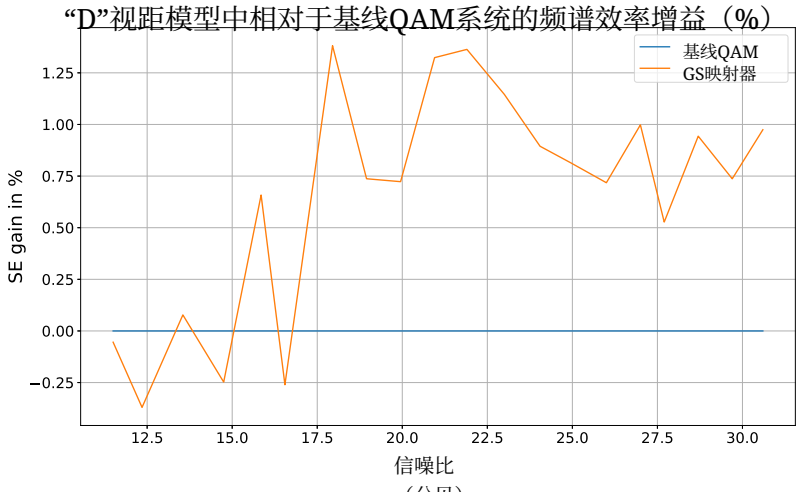

图10。3GPP无线视距D信道模型的频谱效率增益。

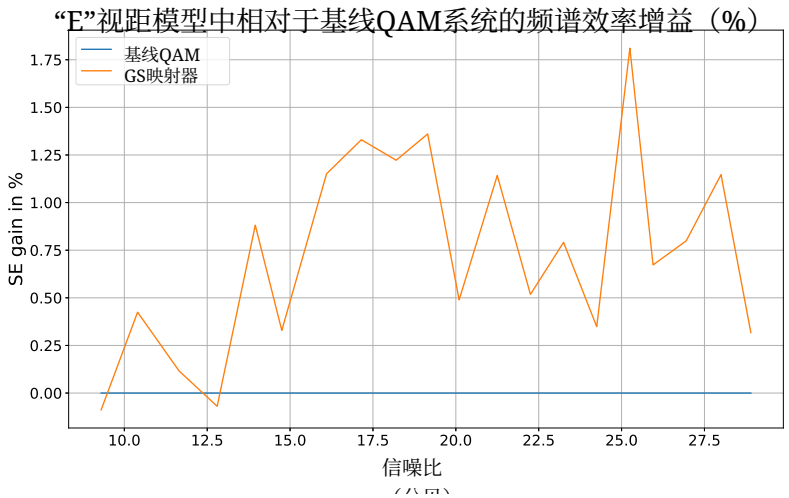

图 11. 3GPP无线视距E信道模型的频谱效率增益。

在这组实验中，我们获得了最高 1.75% 的增益。

4 结论

本文提出了一种星座图整形问题的解决方案，其条件是只能在发射机端进行调整。在简单模型上优化的星座图，能够提升考虑了不同编码器的复杂模型中的频谱效率。研究表明，对于采用低密度奇偶校验码的简单加性高斯白噪声信道模型，这种方法可带来约 4% 的增益；对于正交频分复用视距和非视距模型，则可带来约 1.5% 的增益。

参考文献

1. Barb, G., Otesteanu, M.: 时延扩展对下行第五代移动通信多输入多输出系统中时延线模型和簇延迟线信道模型的影响。载于：2019年IEEE第10届年度泛在计算、电子与移动通信会议（UEMCON）。第0958–0962页。IEEE（2019）2. Caire, G., Taricco, G., Biglieri, E.: 比特交织编码调制。载于：ICC’97国际通信会议论文集。第3卷，第1463–1467页。IEEE（1997）3. Channels, N.P.: 调制（第15版），v15. 4.0，文件TS 38.211，3GPP，2018年12月 4. Chen, B., Okonkwo, C., Hafermann, H., Alvarado, A.: 通过几何整形提高可达信息速率。载于：2018年欧洲光通信会议（ECOC）。第1–3页。IEEE（2018）

5. i Fabregas, A.G., Martinez, A., Caire, G., 等：比特交织编码调制。《通信与信息论基础与趋势》**5**(1–2)，1–153（2008）6. Hassan, N.U., Xu, W., Kakkavas, A.: 将采用概率整形和几何整形的编码调制应用于无线回传信道。载于：2018年IEEE第29届个人、室内和移动无线电通信年度国际研讨会（PIMRC）。第1–5页。IEEE（2018）7. Hoydis, J., Cammerer, S., Aoudia, F.A., Vem, A., Binder, N., Marcus, G., Keller, A.: Sionna：用于新一代物理层研究的开源库。arXiv预印本 arXiv:2203.11854（2022）8. Jones, R.T., Yankov, M.P., Zibar, D.: 面向GMI优化几何星座图形状的端到端学习。载于：第45届欧洲光通信会议（ECOC 2019）。第1–4页。IET（2019）9. Mirani, A., Agrell, E., Karlsson, M.: 低复杂度几何整形。《光波技术杂志》**39**(2)，363–371（2020）10. O'shea, T., Hoydis, J.: 物理层深度学习导论。《IEEE认知通信与网络汇刊》**3**(4)，563–575（2017）11. Shannon, C.E.: 通信的数学理论。《贝尔系统技术杂志》**27**(3)，379–423（1948）12. Stark, M., Aoudia, F.A., Hoydis, J.: 几何与概率星座整形的联合学习。载于：2019年IEEE Globecom研讨会（GC Wkshps）。第1–6页。IEEE（2019）