未知先验下亚太赫兹多跳中继最优检测器的结构：空中扩散

Ozgur Ercetin 和 Mohaned Chraiti

arXiv:2601.01194v1 [cs.IT] 3 Jan 2026

摘要——放大转发（AF）中继是扩展亚太赫兹（亚太赫兹）链路覆盖范围的一种可行策略，但它不可避免地会传播噪声，导致噪声在多跳中累积，使性能逐步下降。在接收端，最优解码虽可行，却颇具挑战，尤其是面对非高斯输入分布（视频、语音等）时，因为最小均方误差（MMSE）估计器和互信息都无法写成闭式表达式。另一个尚待解决的问题是：中间中继是否必须掌握信道状态信息（CSI）和噪声统计特性，才能实现最优检测？为实现最优解码，本文提出一种新框架，将AF中继链视为方差保持扩散过程，并采用去噪扩散隐式模型（DDIM）进行信号恢复。我们证明，每个AF跳在数学上都等价于一个扩散步骤，其衰减和噪声注入取决于该跳。因此，整个多跳链可归结为一个等效高斯信道，每个数据块仅由三个实标量完全描述：累积复增益和有效噪声方差。在接收端，这些端到端充分统计量定义了匹配的反向调度，用以引导基于DDIM的去噪器，从而无需逐跳信道状态信息即可实现近最优贝叶斯解码。我们为这种等价性奠定信息论基础，并证明解码性能仅取决于最终有效信噪比（SNR），而与中间环节的噪声/信道分配或先验分布无关。在加性高斯白噪声和莱斯衰落条件下的仿真结果证实，所提出的AF–DDIM解码器显著降低了均方误差、符号错误率和比特错误率，尤其是在中等信噪比以及采用高阶星座时。

索引词——去噪扩散概率模型、放大转发中继、亚太赫兹通信、多跳网络、生成式信号恢复、低开销检测。

I. 引言

亚太赫兹（sub-THz）通信工作于0.1–1 THz频谱，可为未来无线系统提供所需的超高数据速率 [1], [2]。然而，这些频率下显著的自由空间路径损耗将可行传输限制在短距离场景内。在由走廊、隔断和反射表面构成的室内环境中，这种衰减还会受到复杂多径效应的进一步加剧 [3]。为应对这一问题，固定增益放大转发（AF）中继已成为跨越分段式室内拓扑、扩展链路覆盖范围的一种实用机制。

作者来自土耳其伊斯坦布尔的萨班哲大学工程与自然科学学院（电子邮箱：{oercetin, mohaned.chraiti}@sabanciuniv.edu）。

尽管 AF中继能够放大信号，但它们不可避免地会传播加性噪声，而噪声会在各跳中累积，降低端到端信号完整性。诸如可重构智能表面等无源替代方案虽然不受噪声放大的影响，却缺乏抵消亚太赫兹路径损耗所需的功率增益。因此，尽管固定增益 AF 会导致有害的噪声累积，在此类高频网络中仍然是一种不可或缺的架构。

在接收端，最优检测从根本上通过贝叶斯最优最小均方误差（MMSE）估计器实现。然而，在放大转发多跳中继中，该检测器需要根据含噪观测计算信源的后验分布，这需要对输入先验进行边缘化。在实际场景中——例如视频或语音等多媒体传输——源分布通常是非高斯、随机且时变的。因此，假设高斯先验并不现实，并且会使闭式MMSE估计器或互信息表达式在分析上难以处理、在计算上代价高昂。 consequently，现有工作通常采用次优的线性最小均方误差滤波器，这类滤波器假设噪声为平稳高斯噪声且端到端信道增益固定，因而在现实的AF链中会造成显著的性能损失。另一个问题是，了解中间跳信道状态信息（CSI）或噪声统计特性是否能够改善检测。正如我们稍后所示，一旦已知端到端充分统计量，这些中间信息就是冗余的。

受这些局限性的启发，本文提出了一种新视角：多跳放大转发中继可被解释为前向方差保持扩散过程 [4], [5] 的物理实现。每一跳都会注入高斯噪声并产生衰减，这与扩散步骤完全对应。在接收端，可使用仅依据端到端充分统计量推导出的调度来执行反向去噪过程，而无需依赖逐跳信道状态信息或中间中继处的处理。这一解释符合实际约束，尤其适用于固定增益部署[6], ，同时推动了全新一类接收机设计的发展。

我们的工作通过以下方面推动了亚太赫兹中继网络的发展：

- 空中扩散：我们建立了多跳放大转发中继与确定性扩散前向过程之间的直接对应关系，其中每一

跳都会注入高斯噪声并产生衰减。这种解释提供了一个具有物理依据的生成式信道模型

.

- 端到端充分统计量：我们证明，放大转发链可归结为两个统计量——复合复增益和有效噪声方差——它们在信息上等价于完整信道状态信息。对于单输入单输出系统，每个块只需三个实标量；对于多输入多输出系统，白化后每个特征模只需三个实标量。只要保持有效信噪比不变，这种等价性也支持跳数任意的训练和反向去噪。

- 信道匹配扩散调度：我们根据等效信噪比推导出逐样本噪声调度，使反向去噪过程与实际传播条件相匹配，同时无需接收端掌握逐跳信道状态信息。

- 低开销实现：我们量化了充分统计量的信令开销，结果表明，即使采用保守的量化方式，在块大小适中的情况下，数据利用率仍超过 95%。这验证了我们的方法可作为亚太赫兹中继网络中一种实用的高吞吐量解决方案。

II. 相关工作

A. 亚太赫兹链路与多跳中继

亚太赫兹通信有望实现超高数据速率，但面临严重的路径损耗、大气吸收和硬件限制，这些因素限制了链路预算和覆盖范围 [1], [2]。因此，多跳中继作为一种范围扩展机制 [3]–[7]，一直受到广泛研究。固定增益放大转发因实现复杂度低且具备调制透明性而特别具有吸引力，并已被倡导用于实际部署 [6]。针对亚太赫兹中继场景的性能研究进一步量化了跳数、衰落严重程度和端到端可靠性之间的权衡 [8]。然而，一个持续存在的局限是放大转发链中的累积噪声放大，这使得超过两跳后的接收机设计更加复杂。

已有针对典型衰落下两跳 AF 的闭式分析，刻画了端到端信噪比分布、中断概率、遍历容量和误码率 [9]。针对 AF 的短分组和有限块长场景也已有研究，揭示了错误指数对高信噪比近似和信道状态信息假设的敏感性 [10]。固定增益放大转发在空中计算和聚合场景中也得到研究，展现了可靠性与复杂度之间的权衡，以及简单中继处理的优势 [11]。这些模型大多预设高斯输入/噪声、平稳信道和有限的跳数；此外，许多模型依赖接收端具备逐跳信道状态信息。在这些模型设定下，对于长放大转发链中的最优检测而言，中间环节的信道状态信息/噪声统计特性是否必不可少，仍是一个尚未解决的问题。

B. 用于检测的机器学习与端到端设计

基于学习的接收机在各种场景中均展现出优于经典线性/MMSE检测器的性能，包括用于AF中继的端到端自编码器设计[12] 以及用于随机流量MIMO的深度检测器 [13]。针对协作式多跳信道，相关基于扩散的通信媒介中已提出Transformer式检测器，其误码率优于基线 [14]。尽管前景可观，大多数方法要么假设可处理先验，要么依赖训练/推理过程中的逐跳信道状态信息，这限制了其在深层放大转发链和非高斯流量场景中的适用性。

C. 无线通信中的扩散/分数模型

扩散概率模型和基于分数的生成方法通过从受损观测中学习反向时间动态，提供了高效的去噪器 [4],[5]。它们在图像和语音等模态中的有效性已得到验证 [15], [16]。在无线通信领域，研究人员已探索将分数/扩散模型用于信道估计和恢复，包括基于簇状时延线（CDL）的分数训练，以估计多输入多输出（MIMO）信道后验分布；通过退火采样进行稳健的级联式环境反向散射通信估计；以及用于超大规模 MIMO 的扩散先验，以缩减导频 [17]–[19]。大规模信道数据集也为估计和预测的生成建模流程提供了支持 [20]。然而，这些工作既未利用放大转发中继与方差保持型前向扩散之间的结构等价性，也未以端到端充分统计量取代逐跳信道状态信息。

D. 本文的定位

本文与上述文献的区别体现在三个方面。首先，我们建立了严格的放大转发—扩散等价关系，该关系不受源先验和跳调度的影响，并证明任意 H 跳放大转发链都可归结为单一高斯信道，其互信息和最小均方误差特性仅取决于最终的有效信噪比。这一结果通过证明中间统计量在信息论意义上无关，推广了经典的放大转发中继容量分析。其次，我们证明，两个端到端充分统计量（复合复增益和有效噪声方差）在检测和反向调度构建方面与完整的逐跳信道状态信息等价，从而在单输入单输出（SISO）情形下，每个数据块只需传递三个标量；对于 MIMO，则在白化后每个特征模只需传递三个标量。第三，我们利用这一归结特性设计了一种基于去噪扩散隐式模型（DDIM）的解码器，无需显式先验或中间信道状态信息即可逼近贝叶斯最优解，从而解决现实非高斯信源条件下深层放大转发链中的累积噪声问题。

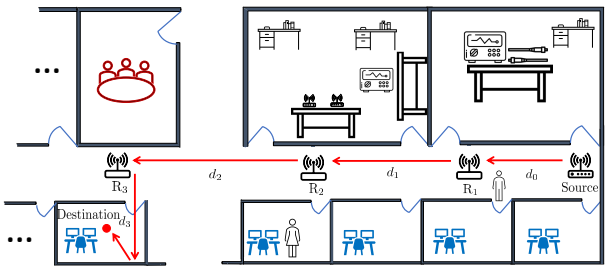


图 1. 模拟去噪扩散概率模型中前向扩散过程的网络拓扑。

III. 将多跳放大转发中继视为扩散过程

本节将说明无线放大转发中继信道模型，并确立其基本特征。我们首先给出输入输出信号模型，包括中继操作、信道系数以及跨跳噪声累积。随后，我们证明多跳放大转发中继过程可以映射为扩散过程。

A. 放大转发中继信号模型

我们考虑一个信源 S、一个目的端 D，以及由 H 个 AF中继组成的级联网络。传输在相干块内按跳依次在同步时隙中进行，在此期间信道和噪声统计特性保持不变。令 $X_t \in \mathbb{C}^d$ 表示第 t 跳中由中继 R_t 发送的复基带发送向量（由信源产生的向量记为 X_0 ）。维度 d 表示每个相干块内的自由度（DoF），例如，对于经由信道通信的单输入单输出节点， $d = 1$ 表示一个复符号。图 1 展示了一个示意图。

在第 $t \in \{0,\dots,T-1\}$ 跳，中继的输入向量为

$$Y_t = \mathcal{H}_t X_t + W_t, \tag{1}$$

其中， $\mathcal{H}_t \in \mathbb{C}^{d\times d}$ 为线性信道算子， W_t 为均值为零的复高斯噪声

$$W_t \sim \mathcal{CN}(0, \Sigma_t), \qquad \Sigma_t \succ 0. \tag{2}$$

每个 $\mathcal{H}_t$ 可能包含路径损耗、阴影效应、天线增益和小尺度衰落[1]。噪声协方差 Σ_t捕获热噪声和可选的有色噪声分量。假设热噪声的二阶统计量 Σ_t 已知或可估计。

$t+1$跳处的中继将线性增益 $G_t \in \mathbb{C}^{d\times d}$ 应用于其输入并进行传输

$$X_{t+1} = G_t Y_t = G_t \mathcal{H}_t X_t + G_t W_t. \tag{3}$$

施加逐跳发射功率约束：

$$\mathbb{E}\|X_{t+1}\|^2 \le P_{t+1,\max}. \tag{4}$$

[1]该模型涵盖：i) 平坦衰落单输入单输出： $\mathcal{H}_t \in \mathbb{C}$；ii) 正交频分多址：在去除循环前缀并进行快速傅里叶变换后为 $\mathcal{H}_t = \mathrm{diag}(h_t[1],\dots, h_t[K])$；iii) 多输入多输出（MIMO）–正交频分多址：具有逐子载波多输入多输出子矩阵的块对角 $\mathcal{H}_t$ 。

另一方面，我们有

$$\mathbb{E}\|X_{t+1}\|^2 = \mathbb{E}\|G_t\mathcal{H}_t X_t\|^2 + \mathrm{tr}(G_t\Sigma_t G_t^H), \tag{5}$$

该约束必须满足式 (4)。

跳 t 的逐自由度输入信噪比定义为

$$\mathrm{SNR}_{\mathrm{in},t} := \frac{\frac{1}{d}\,\mathbb{E}\|\mathcal{H}_t X_t\|^2}{\frac{1}{d}\,\mathrm{tr}(\Sigma_t)} = \frac{\mathbb{E}\|\mathcal{H}_t X_t\|^2}{\mathrm{tr}(\Sigma_t)}. \tag{6}$$

对于平坦衰落单输入单输出，信噪比$_{\mathrm{in},\ t} = |h_t|^2 P_t/\sigma_t^2$ 其中 $\Sigma_t = \sigma_t^2$。

对于有色噪声的情况（这是单输入单输出系统中不会出现的问题），可以应用白化变换：

$$\widetilde{Y}_t = \Sigma_t^{-1/2} Y_t, \quad \widetilde{H}_t = \Sigma_t^{-1/2}\mathcal{H}_t, \tag{7}$$

$$\widetilde{W}_t = \Sigma_t^{-1/2} W_t \sim \mathcal{CN}(0, I_d). \tag{8}$$

因此，

$$\widetilde{X}_{t+1} = G_t\widetilde{H}_t X_t + G_t\widetilde{W}_t, \tag{9}$$

因此，对于一般情况，无论噪声是白噪声还是有色噪声，每个中继都会将接收信号乘以 $\Sigma_t^{-1/2}$ ，从而使结果噪声的二阶统计量为 I_d，即 $\sim W_t \sim \mathcal{CN}(0,\ I_d)$。为简化符号表示，在本文余下部分，我们统一使用符号 X_t、 W_t 和 $\mathcal{H}_t$ 分别表示 $\sim$ $\sim$ $\sim X_t$、 W_t 和 W_t。

B. 放大转发中继作为方差保持扩散步骤

现在我们将说明，多跳放大转发链实现的递归与方差保持（VP）扩散模型中的递归完全相同。在 VP 扩散中，受扰状态按照以下方式演化

$$X_{t+1} = \alpha_t X_t + \sqrt{1-\alpha_t^2}\, Z_t, \qquad Z_t \sim \mathcal{CN}(0, I_d), \tag{10}$$

其中， $\alpha_t^2 = 1-\beta_t$ 和 $\beta_t \in (0,\ 1)$ 表示步骤 t 处的扩散强度。

考虑式（1）–（3）中的放大转发中继模型，并进行白化处理，使得 $W_t \sim \mathcal{CN}(0,\ I_d)$。第 $t+1$ 跳的发射信号为

$$X_{t+1} = G_t\mathcal{H}_t X_t + G_t W_t. \tag{11}$$

令 $\mu_t^2 = \mathbb{E}\|X_t\|^2$ $\tilde{X}_t = X_t/\mu_t$ ，$\mathbb{E}\|\tilde{X}_t\|^2 = 1$ 并定义归一化状态，从而确保。类似地，记 $\mu_{t+1}^2 = \mathbb{E}\|X_{t+1}\|^2$ ，并写作 $\tilde{X}_{t+1} = X_{t+1}/\mu_{t+1}$。将其代入式（11）得

$$\tilde{X}_{t+1} = \frac{G_t\mathcal{H}_t\mu_t}{\mu_{t+1}}\,\tilde{X}_t + \frac{G_t}{\mu_{t+1}}\,W_t. \tag{12}$$

输出功率为

$$\mu_{t+1}^2 = \mathbb{E}\|X_{t+1}\|^2 = \|G_t\mathcal{H}_t\|_F^2\,\mu_t^2 + \mathrm{tr}(G_t G_t^H). \tag{13}$$

鉴于 $W_t \sim \mathcal{CN}(0,\ I_d)$。其中， $\|\cdot\|_F$表示 Frobenius 范数，即 $\|\cdot\|_F = \sqrt{\mathrm{tr}(\cdot(\cdot)^H)}$。因此，根据 (12)， X_t 的~有效系数为

$$\alpha_t = \frac{\|G_t\mathcal{H}_t\|\mu_t}{\mu_{t+1}}, \tag{14}$$

归一化噪声的方差为

$$\frac{\|G_t\|_F^2}{\mu_{t+1}^2}. \tag{15}$$

结合式（13），可得

$$\alpha_t^2 = \frac{\|G_t\mathcal{H}_t\|_F^2\mu_t^2}{\|G_t\mathcal{H}_t\|_F^2\mu_t^2 + \|G_t\|_F^2} = \frac{\mathrm{SNR}_{\mathrm{in},t}}{1+\mathrm{SNR}_{\mathrm{in},t}}, \tag{16}$$

其中，每跳的输入信噪比定义为

$$\mathrm{SNR}_{\mathrm{in},t} = \frac{\mathbb{E}\|\mathcal{H}_t X_t\|^2}{\mathrm{tr}(\Sigma_t)}. \tag{17}$$

将式（16）代回噪声方差表达式可得

$$\frac{\|G_t\|_F^2}{\mu_{t+1}^2} = 1-\alpha_t^2, \tag{18}$$

由此可知，注入的高斯噪声的方差等于扩散参数 $\beta_t = 1-\alpha_t^2$。

因此，归一化递归式（12）具有精确的VP形式

$$\tilde{X}_{t+1} = \alpha_t\tilde{X}_t + \sqrt{1-\alpha_t^2}\,Z_t, \qquad Z_t \sim \mathcal{CN}(0, I_d). \tag{19}$$

总之，每个AF跳在数学上都等同于一个VP扩散步骤，其扩散强度 β_t 仅由输入信噪比决定。因此，级联的AF中继实现了前向VP扩散过程。

IV. 去噪扩散概率模型与信息流：只有最终信噪比才重要

尽管上一节阐明了放大转发中继与去噪扩散概率模型前向过程之间的类比，但需要记住，去噪扩散概率模型源于生成建模视角，而放大转发中继则产生于通信场景。要严谨地衔接这两种观点，就需要对扩散递归进行信息论分析。本节旨在说明，扩散过程和反向过程仅由最终有效信噪比决定：无论跳数多少，也无论衰减和噪声如何分布在各中间跳上，保留的信息量都相同。一旦已知累积衰减和有效信噪比，中间中继处的具体信道增益和噪声统计特性对于基本检测极限便无关紧要。直观地说，一条包含100跳的链路，在端到端信息传输方面等效于一条包含10跳、噪声占比任意的链路，只要两者具有相同的信噪比。只要两种情形在目的端产生相同的有效信噪比，它们就会达到相同的信息论极限。

这种等价关系对训练和反向扩散有两个重要影响。首先，反向过程仅取决于有效信噪比，而不取决于实际跳数或各跳噪声添加的细节。因此，只要累积信噪比相匹配，训练和反向过程就可以采用与跳数不同（通常更少）的步数。这意味着，在一系列信噪比级别上进行训练就足以覆盖所有可能的 AF 中继配置。

无论信道如何随跳数和时间变化，对于高效地反转该过程并实现最优检测而言，重要的只有最终信噪比。其次，这将系统辨识简化为一项简单任务：只需估计端到端信噪比，就足以构建反向扩散过程。

A. 前向递归的压缩高斯信道表示

考虑一个模拟重复衰减和高斯扰动的通用含噪递推。设 $\{Z_t\}_{t\ge0}$ 为 $\mathbb{C}^d$ 中独立同分布的标准高斯向量，且与 X_0 相互独立。对于系数 $\alpha_t \in [0,1)$，定义

$$X_{t+1} = \alpha_t X_t + \sqrt{1-\alpha_t^2}\,Z_t, \qquad t = 0,1,\dots,T-1. \tag{20}$$

其中，α_t 表示衰减参数，而 $\beta_t = 1-\alpha_t^2$ 量化注入噪声功率。经过 H 步后的累积衰减及相应的有效信噪比如下

$$\bar{\alpha}_H = \prod_{t=0}^{T-1}\alpha_t, \qquad \gamma_H = \frac{\bar{\alpha}_H^2}{1-\bar{\alpha}_H^2}. \tag{21}$$

尽管式 (20) 中的递推看起来会生成一系列复杂的随机变量，但以下引理表明，整个链条可压缩为单个高斯信道。

引理 1（压缩形式）。 H 步递推可化简为

$$X_H = \bar{\alpha}_H X_0 + \sqrt{1-\bar{\alpha}_H^2}\,Z_0, \tag{22}$$

其中，$Z_0 \sim \mathcal{N}(0, I_d)$ 与 X_0 相互独立。

证明。对于 $H=1$，结论显然成立。假设结论对 H 成立，并写作

$$\begin{aligned} X_{T+1} &= \alpha_H X_H + \sqrt{1-\alpha_H^2}\,Z_H \\ &= \alpha_H\bar{\alpha}_H X_0 + \alpha_H\sqrt{1-\bar{\alpha}_H^2}\,Z_0 + \sqrt{1-\alpha_H^2}\,Z_H. \end{aligned}$$

最后两项是相互独立的高斯向量，总方差为 $\alpha_H^2(1-\bar{\alpha}_H^2) + (1-\alpha_H^2) = 1-\bar{\alpha}_{T+1}^2$，且与 X_0 的独立性得以保持。□

引理 1 表明，无论步数多少，也无论噪声如何累积，递归始终可以用单一等效高斯信道描述来表示：输入X_0经过 $\bar{\alpha}_H$ 的衰落，并受到方差为 $1-\bar{\alpha}_H^2$的独立高斯扰动。

虽然等效信道描述捕捉了递归的端到端形式，但仅凭它本身并不能确定对中间分布的了解是否会影响保留的信息量。下述定理表明，X_0 与 X_H 之间的互信息仅取决于有效信噪比，而与中间步骤的具体细节无关。

定理 1（互信息塌缩）。设 X_0 是 $\mathbb{C}^d$ 中的任意随机向量，且具有有限二阶矩。对于式 (20) 中的递归，X_0 与 H步输出 X_H 之间的互信息为

$$I(X_0; X_H) = J(\gamma_H), \tag{23}$$

其中，$\gamma_H = \frac{\bar{\alpha}_H^2}{1-\bar{\alpha}_H^2}$是有效信噪比，而 $J(\cdot)$ 是定义在 $[0,\infty)$ 上的连续严格递增函数，对每个非退化的 X_0 均成立。特别地，当信噪比较小时，

$$I(X_0; X_H) = \frac{\gamma_H}{2}\,\mathbb{E}\|X_0\|^2 + o(\gamma_H), \qquad \gamma_H \downarrow 0. \tag{24}$$

因此，互信息仅取决于端到端信噪比 γ_H ，完全不受中间步骤中衰减和噪声分配的影响。

证明。根据引理 1，递归可化简为

$$X_H \overset{d}{=} \bar{\alpha}_H X_0 + \sqrt{1-\bar{\alpha}_H^2}\, Z_0,$$

其中 $Z_0 \sim \mathcal{N}(0, I_d)$ 与 X_0 相互独立。等价地，

$$X_H \overset{d}{=} \sqrt{\tfrac{\gamma_H}{1+\gamma_H}}\, X_0 + \tfrac{1}{\sqrt{1+\gamma_H}}\, Z_0,$$

这恰好是具有 $\gamma = \gamma_H$ 的实数/复数高斯信道 $Y_\gamma = \sqrt{\gamma}\, X_0 + \bar{Z}_0$ 的输出。因此，

$$I(X_0; X_H) = I(X_0; Y_{\gamma_H}).$$

Guo–Shamai–Verdú 的 I–MMSE 恒等式 [21] 指出，

$$\frac{d}{d\gamma} I(X_0; Y_\gamma) = \tfrac{1}{2}\,\mathrm{mmse}_{X_0}(\gamma),$$

其中，$\mathrm{mmse}_{X_0}(\gamma) = \mathbb{E}\big[\|X_0 - \mathbb{E}[X_0 \mid Y_\gamma]\|^2\big]$ 是根据 Y_γ 估计 X_0 时的最小均方误差。由于当 X_0 非退化时，对于所有 $\gamma > 0$，$\mathrm{mmse}_{X_0}(\gamma) > 0$，函数 $\gamma \mapsto I(X_0; Y_\gamma)$严格递增且连续。此外，在 $\gamma = 0$ 附近展开可得

$$I(X_0; Y_\gamma) = \frac{\gamma}{2}\,\mathbb{E}\|X_0\|^2 + o(\gamma),$$

由此得到所述的渐近行为。

关键的观察是，γ_H仅通过标量 $\bar{\alpha}_H^2$依赖于乘积 $\prod_{t=0}^{T-1}\alpha_t$，因此，若两个不同的递归调度 $\{\alpha_t\}$ 和 $\{\alpha'_t\}$ 产生相同的 $\bar{\alpha}_H$ （等价地，相同的 γ_H），则它们会产生相同的互信息。因此，递归的全部信息论行为都由端到端信噪比 γ_H决定，而衰减和噪声在中间步骤中的具体分布无关紧要。 □

讨论：定理 1 表明，互信息仅取决于端到端信噪比 γ_H。这是一个重要结论：具体的调度 $\{\alpha_t\}$ 以及噪声在各步骤中的累积方式都无关紧要。从检测极限的角度来看，只有最终的有效信噪比才重要。在 AF 中继的场景下，这意味着由许多含噪跳组成的长链路，与信噪比适当匹配的较短链路无法区分。因此，反向扩散过程的训练和执行可以独立于具体的 AF 配置和瞬时信道状态信息。具体而言，只要保持累积信噪比不变，所采用的步骤可以比实际中继数量更少、粒度更粗。这一观察消除了重新训练去噪扩散概率模型（DDPM）的必要，也放宽了对中间中继状态信息的要求。

B. 最优功率分配与调度 ing

虽然端到端信息传输仅取决于最终有效信噪比，但中继间的功率分布决定了如何实现这一信噪比。因此，即使中继总功率预算固定，不同的功率分配策略仍会影响资源利用效率和反向扩散过程的稳定性。接下来，我们将刻画最优分配方案。

定理 2（中继间的最优功率分配）。考虑满足 $\alpha_t^2 = 1-\beta_t$ 且

$$\beta_t = \frac{1}{1+\mathrm{SNR}_{\mathrm{in},t}} = \frac{1}{1+c_t P_t},$$

其中，$P_t \in [0, P_{t,\max}]$ 是中继 t 的发射功率，$c_t = \frac{|h_t|^2}{\sigma_t^2} > 0$ 是第 t 跳的信道噪声比参数。那么

$$\bar{\alpha}_H^2 = \prod_{t=0}^{T-1}(1-\beta_t) = \prod_{t=0}^{T-1}\frac{c_t P_t}{1+c_t P_t}.$$

给定总功率预算 $P_{\mathrm{tot}} > 0$，通过求解以下问题可获得最优分配

$$\max_{\{P_t\}} \sum_{t=0}^{T-1} \log\frac{c_t P_t}{1+c_t P_t} \tag{25}$$
$$\text{s.t.} \quad \sum_{t=0}^{T-1} P_t \le P_{\mathrm{tot}}, \qquad 0 \le P_t \le P_{t,\max}.$$

该优化问题严格凹，并存在唯一解 $\{P_t^\star\}$。对于每个内部变量 $0 < P_t^\star < P_{t,\ \max}$，Karush–Kuhn–Tucker（KKT）条件可化为边际相等规则

$$\frac{1}{P_t^\star(1+c_t P_t^\star)} = \mu,$$

其中乘子 $\mu > 0$ 的取值使总预算得到满足。

证明。定义

$$g_t(P) = \log\frac{c_t P}{1+c_t P}, \qquad P > 0,\ c_t > 0.$$

我们首先验证凹性。一阶导数和二阶导数为

$$g_t'(P) = \frac{1}{P(1+c_t P)} > 0, \qquad g_t''(P) = -\frac{1+2c_t P}{P^2(1+c_t P)^2} < 0.$$

因此，$g_t(P)$ 在 $(0,\ \infty)$ 上严格递增且严格凹。由此可知，总和 $\sum_t g_t(P_t)$ 严格凹，并且 (25) 中的可行域是凸集。因此，该问题存在唯一最优解。

接下来，考虑拉格朗日函数

$$\mathcal{L} = \sum_{t=0}^{T-1} g_t(P_t) - \mu\Big(\sum_{t=0}^{T-1} P_t - P_{\text{tot}}\Big) + \sum_{t=0}^{T-1} \nu_t P_t + \sum_{t=0}^{T-1} \omega_t (P_{t,\max} - P_t),$$

其中，$\mu \geq 0$ 是总功率约束的乘子，而 ν_t，$\omega_t \geq 0$ 是盒约束的乘子。

KKT驻点条件给出

$$g_t'(P_t^\star) = \mu - \nu_t + \omega_t.$$

对于任意内部解$0 < P_t^\star < P_{t,\ \max}$，互补松弛条件意味着 $\nu_t = \omega_t = 0$，因此

$$g_t'(P_t^\star) = \mu.$$

代入 $g_t'(P)$的显式形式，得到

$$\frac{1}{P_t^\star(1 + c_t P_t^\star)} = \mu,$$

可将其重新整理为

$$P_t^\star(1 + c_t P_t^\star) = \frac{1}{\mu}.$$

这个关于 $P_t^\star$的二次方程有一个正解

$$P_t^\star = \frac{\sqrt{1 + \frac{4c_t}{\mu}} - 1}{2c_t}.$$

边界情形 $P_t^\star = 0$ 或 $P_t^\star = P_{t,\ \max}$ 可由相应的松弛条件推出。最后，由于 $g_t'(P)$ >0，除非受到上界 $P_{t,\ \max}$的限制，否则预算约束是紧的。 □

注1（均衡原理）。如果 $c_t \equiv c$ 且没有上界处于激活状态，那么对所有 t，$P_t^\star = P_{\text{tot}}/T$，因此$s_t^\star = cP_t^\star$和 $\beta_t^\star = (1 + s_t^\star)^{-1}$ 在各跳之间均衡化。然而，一般而言，优化器并不会均衡化 β_t；而是使活动中继之间的边际增益 $g_t'(P_t) = 1/[P_t(1 + c_t P_t)]$达到均衡。

定理 2 中的优化给出了跨跳的功率分配规则。虽然折叠互信息仅取决于 $\bar{\alpha}_H$，但反向过程的可学习性和稳定性取决于衰减的分布方式。这与 AF中继网络直接相关：使各跳之间的边际收益均衡化，可确保总功率得到高效利用，并使反向去噪器更加平滑，从而提升实际恢复性能。

C. 任意先验下可靠通信的可行性

AF–VP等价性表明，经过 H 跳后，接收状态为

$$X_H = \bar{\alpha}_H X_0 + \sqrt{1 - \bar{\alpha}_H^2}\, Z, \qquad Z \sim \mathcal{CN}(0, I_d), \quad (26)$$

其中 $\bar{\alpha}_H = \prod_{t=0}^{T-1} \alpha_t$。因此，端到端信道等效于一个有效信噪比为

$$\text{SNR}_{\text{eff}} = \frac{\bar{\alpha}_H^2\, \mathbb{E}\|X_0\|^2}{1 - \bar{\alpha}_H^2}. \quad (27)$$

因此，可靠通信的可行性仅由信噪比$_{\text{eff}}$ 和 X_0的先验分布决定。

1）高斯先验和离散先验：如果 $X_0 \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, PI_d)$，互信息可表示为闭式形式

$$I(X_0; X_H) = \log\det\big(I_d + \text{SNR}_{\text{eff}} I_d\big), \quad (28)$$

因此，可行性条件为 $R \leq I(X_0;\ X_H)$。如果违反该界限，则任何解码器都无法实现可靠通信。

对于离散星座（例如 M 正交幅度调制（QAM）），标准的符号错误率近似通常采用以下形式

$$\text{SER} \approx f_M(\text{SNR}_{\text{eff}}), \quad (29)$$

但这些公式假设符号先验均匀。在实际应用中，由于编码、概率整形或机器学习映射，$P(X_0)$可能是非均匀的，这会使闭式符号错误率阈值失效。

2) 一般信息论刻画：对于具有有限二阶矩的任意先验 P_{X_0}，可行性仍可由互信息完全刻画

$$I(X_0; X_H) = \mathbb{E}\left[\log \frac{p(X_H \mid X_0)}{p(X_H)}\right], \quad (30)$$

其中，$p(X_H \mid X_0)$服从方差为 $1 - \bar{\alpha}_H^2$ 的高斯分布。

I–MMSE 恒等式 [21] 给出了严格的刻画：

$$\frac{d}{d\gamma} I(X_0; Y_\gamma) = \tfrac{1}{2}\,\text{mmse}_{X_0}(\gamma), \qquad Y_\gamma = \sqrt{\gamma}\, X_0 + Z, \quad (31)$$

with

$$\text{mmse}_{X_0}(\gamma) = \mathbb{E}\Big[\, \|X_0 - \mathbb{E}[X_0 \mid Y_\gamma]\|^2 \,\Big]. \quad (32)$$

因此，

$$I(X_0; X_H) = \tfrac{1}{2} \int_0^{\text{SNR}_{\text{eff}}} \text{mmse}_{X_0}(\gamma)\, d\gamma. \quad (33)$$

公式（31）表明，可行性完全由先验相关的最小均方误差曲线决定。只有高斯先验存在闭式解；不过，对于任意分布，其极限都由信噪比$_{\text{eff}}$ 唯一确定。

D. 放大转发扩散检测的意义

因此，经典可行性阈值（例如正交幅度调制符号错误率公式）只是一般 I–MMSE 框架在严格假设下的特殊情形。在现实场景中，先验 P_{X_0} 具有结构、并非均匀分布或未知，因此闭式阈值并不适用。

在此情形下，最优检测器是贝叶斯估计器

$$\hat{X}_0 = \mathbb{E}[X_0 \mid X_H], \quad (34)$$

这需要精确了解 P_{X_0}。基于扩散的生成模型（去噪扩散概率模型、去噪扩散隐式模型）提供了一种通用

近似机制：通过学习受扰状态的评分函数$\nabla \log\ p_t(x)$，反向过程无需显式先验即可实现近乎最优的贝叶斯去噪。因此，扩散模型可充当通用解码器：对于高斯先验，它们可化为闭式形式的 MMSE 检测器；对于任意或未知先验，它们则能近似贝叶斯最优解，免去针对特定先验设定可行性阈值的需要。

V. 实现与数值结果

A. 实现与实际考量

AF–VP等价性会直接影响接收机设计。经过 H 跳后的折叠信道为

$$X_H = \mu_H X_0 + \sqrt{v_H}\, Z, \qquad Z \sim \mathcal{CN}(0, I),$$

其中（μ_H， v_H）分别为累积增益和噪声方差。这一描述足以用于信息论分析和实际的反向去噪。

1) 开销：无需转发每跳的完整信道状态信息，每个块只需三个实标量（$\Re\{\mu_H\}$， $\Im\{\mu_H\}$， v_H）。因此开销可以忽略不计：对于每个符号携带$k = \log_2 M$ 比特的 $N \times N$ 正交幅度调制块，利用率因子为

$$\eta = \frac{N^2 k}{N^2 k + B_{\mathrm{CSI}}}, \qquad B_{\mathrm{CSI}} = b_{\Re\mu} + b_{\Im\mu} + b_v.$$

采用中等精度的量化（$B_{\mathrm{CSI}} = 80$–96比特）时， $\eta \geq 0.95$ 针对 $M = 16$ 只需一次，或针对 $M = 256$只需一次。因此，端到端充分性相较于逐跳信令可大幅节省开销。

2）基于端到端信噪比的反向过程：根据（μ_H, v_H），有效信噪比为

$$\mathrm{SNR}_{\mathrm{eq}} = \frac{|\mu_H|^2}{v_H}, \qquad \bar{\alpha}^2 = \frac{\mathrm{SNR}_{\mathrm{eq}}}{1 + \mathrm{SNR}_{\mathrm{eq}}}.$$

随后构造匹配的反向调度，形式如下：

$$\bar{\alpha}_t = \bar{\alpha}^{\,t/T}, \quad \sigma_t = \sqrt{1 - \bar{\alpha}_t},$$

适用于 $t = 0, \ldots, T$，其中包含 H 次反向迭代。这消除了对逐跳信道状态信息的需求：反向递推仅取决于（μ_H, v_H）和步索引。

~通过 μ_H进行均衡得到 $X_H = X_H/\mu_H$，并以此初始化反向链。去噪扩散隐式模型风格的递归为

$$x_0^{(t)} = \frac{x_t - \sigma_t\, \widehat{\varepsilon}_t}{\sqrt{\bar{\alpha}_t}}, \tag{35}$$

$$x_{t-1} = \sqrt{\bar{\alpha}_{t-1}}\, x_0^{(t)} + \sqrt{1 - \bar{\alpha}_{t-1}}\, \frac{x_t - \sqrt{\bar{\alpha}_t}\, x_0^{(t)}}{\sigma_t}, \tag{36}$$

其中 $\widehat{\varepsilon}_t = \varepsilon_\theta(x_t, t, \lambda_t, \mu_H, v_H)$，并将 $\lambda_t = \log(\bar{\alpha}_t^2/(1 - \bar{\alpha}_t^2))$ 作为对数信噪比嵌入。

3）基于学习的去噪器：去噪器 ε_θ 通过预测注入的高斯噪声来近似贝叶斯MMSE估计器 $\hat{}\, X_0 = \mathbb{E}[X_0 \mid X_H]$。训练数据通过将星座符号传播过随机 AF 链生成，并记录（X_H， μ_H， v_H），涵盖多种

算法 1：AF–DDIM 检测

输入：接收块 X_H，充分统计量 (μ_H， v_H)，反向步骤 H，训练好的去噪器 $\varepsilon_\theta(\cdot)$。
输出：估计值 $\widehat{X}_0$.
均衡化： $x_H \leftarrow X_H/\mu_H$。 ； ~// X_H
来自端到端统计量的调度： ；
$\alpha_{\mathrm{bar}}^2 \quad \dfrac{|\mu_H|^2}{|\mu_H|^2 + v_H}$； $\alpha_{\mathrm{bar}} \leftarrow \sqrt{\alpha_{\mathrm{bar}}^2}$；
$\alpha_{\mathrm{step}} \quad \alpha_{\text{条}}^{1/T}$； $\beta_{\mathrm{step}} \quad 1 - \alpha_{\mathrm{step}}^2$；
对于 $t \leftarrow 0$ 至 H 执行
  $\bar{\alpha}_t \leftarrow \alpha_{\mathrm{step}}^t$； $\sigma_t \leftarrow \sqrt{1 - \bar{\alpha}_t}$；
  $\lambda_t \leftarrow \log\left(\dfrac{\bar{\alpha}_t^2}{1 - \bar{\alpha}_t^2}\right)$； // log-SNR (optional embedding)
反向去噪（去噪扩散隐式模型，确定性）：
对于 $t \leftarrow T$ 递减至 1 执行
  $e_t \leftarrow \varepsilon_\theta\big(x_t,\ t,\ \lambda_t,\ \mu_H,\ v_H\big)$； // ε-prediction network
  $x_0^{(t)} \leftarrow \dfrac{x_t - \sigma_t\, e_t}{\sqrt{\bar{\alpha}_t}}$； // predicted clean at step t
  $x_{t-1} \leftarrow \sqrt{\bar{\alpha}_{t-1}}\, x_0^{(t)} + \sqrt{1 - \bar{\alpha}_{t-1}}\, \dfrac{x_t - \sqrt{\bar{\alpha}_t}\, x_0^{(t)}}{\sigma_t}$；
返回 $\widehat{X_0} \leftarrow x_0$

跳数、衰落实现和功率分配。损失函数采用标准的扩散目标:

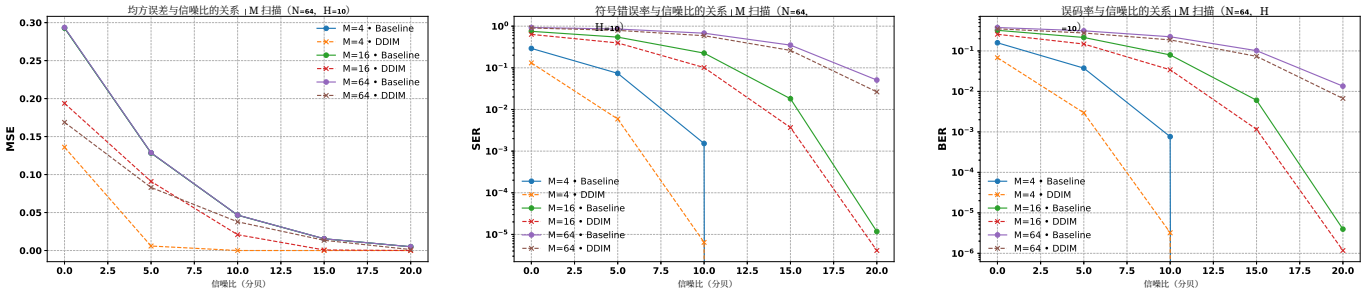
$$\mathcal{L}(\theta) = \mathbb{E}\left\|\varepsilon_\theta(X_H, t, \mu_H, v_H) - Z\right\|^2,$$

其中， Z 是已知的高斯扰动。由于放大转发链可简化为（μ_H， v_H），去噪器无需获取中间的信道状态信息。

在我们的实现中，去噪器将同相/正交块作为双通道图像进行处理，并采用紧凑的二维 U-Net。在每个反向步骤中，它接收状态 $x_t \in \mathbb{R}^{2\times N\times N}$、步骤索引 t 和标量噪声水平 ℓ_t（例如$\ell_t = \log\frac{\bar{\alpha}_t}{1-\bar{\alpha}_t}$）。 t 的正弦嵌入和 ℓ_t 的多层感知机嵌入经过融合，通过 FiLM 式加性偏置调制残差块。U-Net 使用两个下采样阶段和两个上采样阶段，基线宽度为 C_0=64，并采用组归一化、SiLU 激活和跳跃连接。网络输出预测噪声 ε_θ（x_t， t， ℓ_t），并在去噪扩散隐式模型更新中用于生成 x_{t-1}。

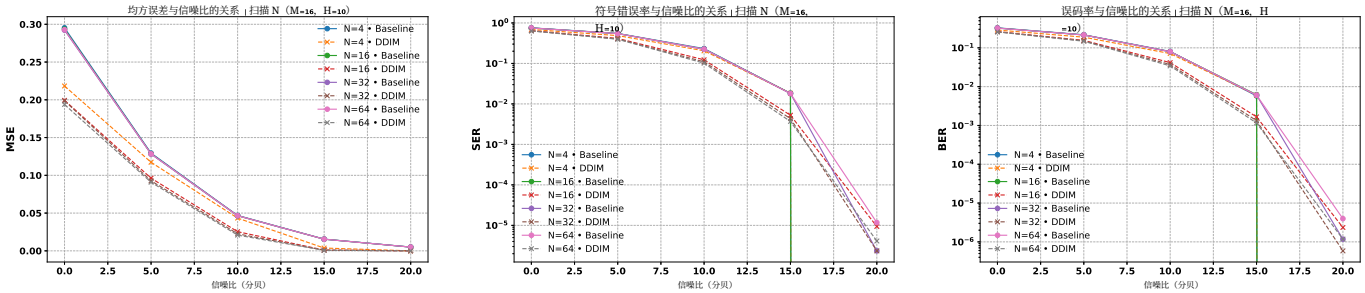
图 3 评估了在仅AWGN传播条件下、具有 $M = 16$ 和 $H = 10$ 跳时，相干块大小 N 的影响。在图 3a 中，更大的 N 在整个信噪比范围内都能提升性能，这反映出每个块中的符号多样性更高，以及匹配的扩散调度具有更强的稳定性。随着 N 的增加，符号错误率（图 3b）和比特错误率（图 3c）同样得到改善。这些趋势表明，即使在AWGN噪声累积条件下，放大转发–去噪扩散隐式模型框架在较小的块大小下仍然有效。

图4考察了在仅AWGN传播条件下，跳数 H 以及 $M = 16$ 和块大小对性能的影响



(a) 均方误差　(b) 符号错误率　(c) 误码率

图2. 块大小为 $N = 64$ 、跳数为 $H = 10$ 时仅AWGN传播（无衰落）下的性能。曲线对比了基线直接检测（不进行去噪）与 AF–DDIM重构在调制阶数 $M \in \{4, 16, 64\}$ 下的表现：(a) 均方误差（MSE），(b) 符号错误率（SER），(c) 比特错误率（BER）。结果表明，AF–DDIM始终能降低重构误差并提高检测准确率，在高阶星座和中等信噪比范围内提升尤为显著。



(a) 均方误差　(b) 符号错误率　(c) 比特错误率

图 3. 仅AWGN传播下， $M = 16$ 跳和 $H = 10$ 跳时的性能随相干块长度 N的变化：(a) 均方误差，(b) 符号错误率，以及 (c) 比特错误率。结果表明，增大 N 可通过分摊固定的信道状态信息开销来提高检测准确度，而 AF–DDIM 在各项指标上均保持明显的性能优势。

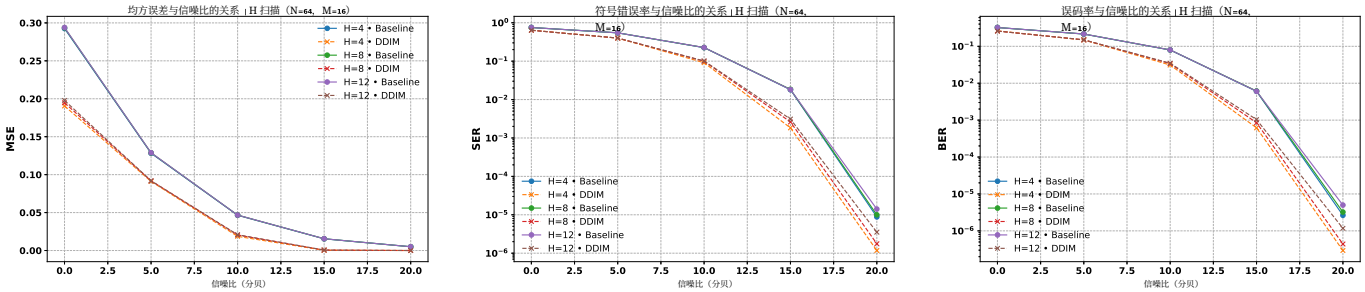
$N = 64$。随着 H 增加，累积的中继噪声增大，导致基线检测中的误码率升高。相比之下，AF–DDIM重构保持稳定：在图4a中，随着 H 增加而产生的均方误差惩罚得到显著缓解；在图4b–4c中，符号错误率和误码率在所有 H下始终低于基线。这些结果表明，所提出的框架对多跳噪声累积具有鲁棒性。

B. 结果

我们在两种截然不同的传播机制下评估所提出方法的性能。首先，我们考察仅含AWGN的情况，此时不存在衰落效应，每个中继跳仅引入加性高斯噪声。该配置在没有信道状态信令的情况下，分离出AF–DDIM关于噪声累积的基本特性。接下来，我们考虑一种更具实际意义的场景，其特征是莱斯衰落（$K = 15$分贝）、随机跳距以及显著的大尺度路径损耗。在此设置下，必须对充分统计量（μ_H， v_H）进行量化并转发，从而使我们能够评估衰落条件下AF–DDIM的去噪性能，以及第V-A节详述的低复杂度CSI模型的影响。除非另有说明，我们使用长度为 $N^2 = 4096$ 个符号的块、十跳（$H = 10$）以及调制阶数 $M \in 4$、16、64（方形QAM）。信源符号在传输前归一化为单位平均功率。对于衰落机制，跳距从 $[1, 2]$ 米范围内均匀采样，路径损耗指数为2，且1米处的参考衰减为10分贝。每次蒙特卡洛试验均生成相互独立的衰落和噪声实现。

训练数据通过前向 AF– DDIM 过程合成：对于每个样本，随机选择一个跳索引$t \in \{1, \ldots, H\}$，将一个星座符号通过 t 个 AF阶段并经历随机衰落传播，然后存储生成的含噪块和累积统计量。针对每种配置，使用 10,000 个样本对去噪器进行离线训练，并使用 400 个样本进行验证。训练采用批量大小为 64，运行 5 个 epoch，并使用学习率为 10^{-3}的 AdamW优化器。每种配置均通过 400 个独立测试实现评估性能。我们使用均方误差 (MSE)、符号错误率 (SER) 和比特错误率 (BER) 评估性能，并分别分析其随信噪比的变化。此外，我们还评估块大小（N）、跳数（H）和调制阶数（M）的影响，以展示 AF–DDIM 在不同传播深度和信令开销下的鲁棒性。

为了进行比较，我们将其与不使用扩散表述的传统 AF 检测流水线进行基准测试。在目的端，接收信号



(a) 均方误差　(b) 符号错误率　(c) 误码率

图 4. 仅AWGN传播条件下的性能随跳数 H 的变化，适用于 $M = 16$ 和 $N = 64$：(a) 均方误差，(b) 符号错误率，(c) 误码率。结果证实，AF–DDIM 能有效抑制多跳噪声累积导致的误差增长。

建模为

$$Y = \bar{\alpha}_H X_0 + \sqrt{1 - \bar{\alpha}_H^2}\, Z, \qquad Z \sim \mathcal{CN}(0, I),$$

并使用经典最大似然（ML）进行逐符号检测。对于编码传输，基线采用标准置信传播（BP）译码器，该译码器基于从此等效信道导出的对数似然比进行运算。与所提出的 AF–DDIM 方法不同，基线不会显式跟踪各跳间的充分统计量（μ_H， v_H），而仅依赖端到端等效信噪比。这是一种自然且广受认可的参考设计：它在经典放大转发框架内近乎最优，但并未利用生成式去噪先验或逐跳统计量。

图 2 展示了在仅AWGN传播条件下，块大小为 $N = 64$ 个符号且经过 $H = 10$ 跳时的性能，并比较了不同调制阶数下的基线直接检测与 AF–DDIM 重构。图 2a 中，AF–DDIM 始终能够降低均方误差（ MSE ），在中等信噪比（5–15 分贝）下改善最为显著，此时中继噪声占主导地位。信噪比较高时，随着加性噪声消失，两种方法的性能趋于一致。图 2b 中，符号错误率（SER）随信噪比升高而降低，符合预期；AF–DDIM 的误码率显著更低，尤其是在采用高阶星座（$M = 16,\ 64$）时。图 2c 展示了相应的比特错误率（BER）趋势，其与 SER 的表现一致：在基线检测器失效的信噪比下，AF–DDIM 仍能实现可靠译码。

图5考察了莱斯衰落环境（K =15 分贝）下随机跳距和路径损耗指数为2的情况。对于 $N = 64$ 和 $H = 10$，AF–DDIM在各种调制阶数下仍持续展现出明显优势。在图5a中，尽管衰落引起的变化具有不确定性，均方误差降低仍保持一致；在图5b–5c中， $M = 16$ 和 $M = 64$的符号错误率与误码率改进均得以保持，表明匹配的扩散调度能够良好地适应衰落统计特性。在中等信噪比下，性能差距最为明显，此时衰落与加性高斯白噪声共同导致基线检测器性能下降。

图 6 研究了在相同的莱斯衰落模型下，块大小 N 在 $M = 16$ 和 $H = 10$条件下的作用。增大 N 通过分摊信道状态信息开销提高了利用率，从而改善了去噪性能。在所有 N下，AF–DDIM 始终实现更低的均方误差（图 6a）和更低的符号错误率/误码率（图 6b–6c），表明即使存在衰落，该框架仍然有效。这些结果验证了低开销设计，因为即使块大小小至 $N \approx$20，也能实现可靠的性能。

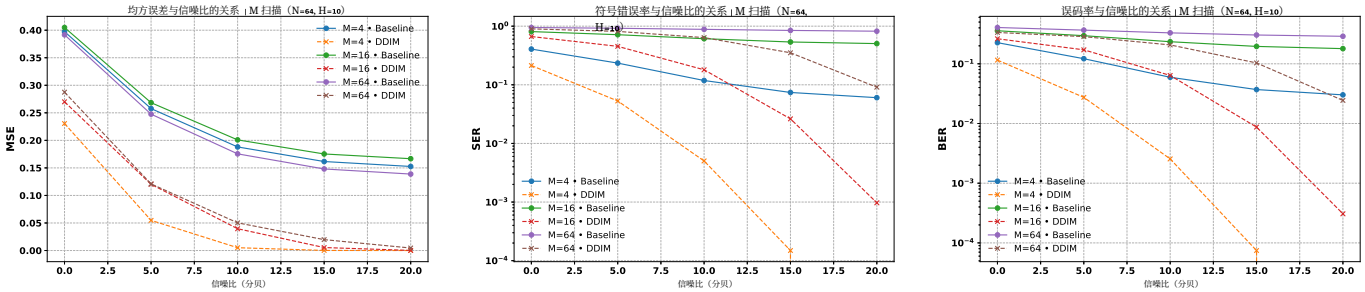
图7评估了莱斯衰落下 $M = 16$ 和 $N = 64$对跳数的敏感性。随着 H 增加，基线检测会出现严重性能下降，这是由于噪声放大以及衰落在各跳之间的累积所致。AF–DDIM显著缓解了这一影响：在图7a中，均方误差得到良好控制；在图7b–7c中，在所有H下，符号错误率和误码率均显著低于基线。这些结果证实，即使在现实的衰落传播条件下，所提出的框架也能随着网络深度增加而平稳扩展。

VI. 结论

我们提出了一种框架，将多跳放大转发中继重新诠释为前向扩散过程的物理实现。通过将每跳信道效应合并为端到端充分统计量，该框架实现了一种低开销信令模型，每个块仅需转发三个标量。在接收端，这些统计量用于参数化匹配的反向时间调度，使基于DDIM的去噪器能够重构传输信号。

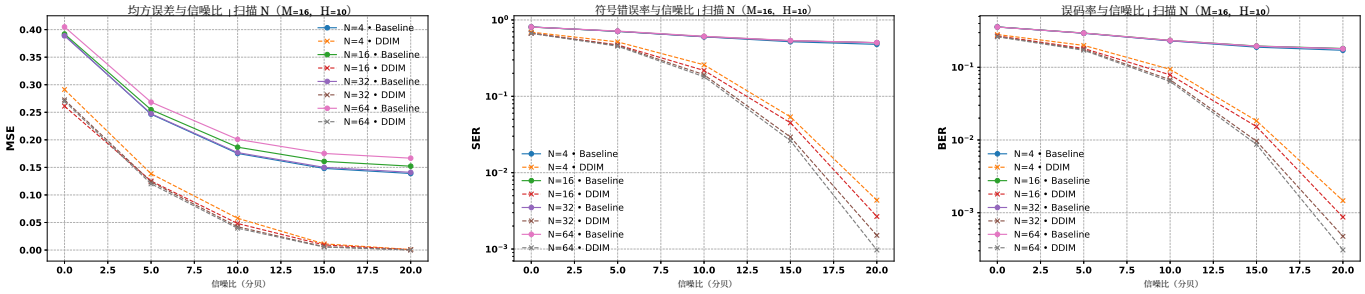
在加性高斯白噪声和莱斯衰落信道下进行的大量数值评估证实了AF–DDIM在缓解多跳噪声累积方面的有效性。与直接检测相比，该框架在均方误差、符号错误率和误码率方面均取得了显著提升，其中在中等信噪比值和更高阶星座下的改善尤为明显。值得注意的是，信道状态信息开销被证明可以忽略不计：即使采用保守的量化方式，在适中的块大小下，利用率仍超过95%，验证了所提方法的效率。

这些发现表明，我们的方法为可靠的亚太赫兹多跳通信提供了一个可扩展且具有物理可解释性的框架。未来工作可以进一步拓展



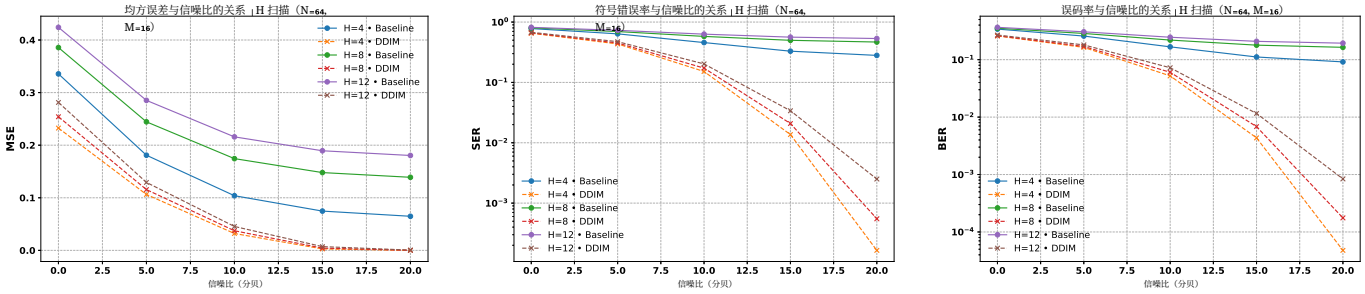
(a) 均方误差　(b) 符号错误率　(c) 误码率

图 5. 莱斯衰落条件下（$K = 15$ 分贝，路径损耗指数为 2，跳距在 $[1, 2]$ m 内均匀分布，1m 处参考路径损耗为 10 dB）随调制阶数 M变化的 $N = 64$和 $H = 10$性能：(a) 均方误差、(b) 符号错误率和 (c) 误码率。尽管衰落存在变化，AF–DDIM 在不同调制阶数下均能稳定降低误差。



(a) 均方误差　(b) 符号错误率　(c) 误码率

图 6. 莱斯衰落条件下（$K = 15$ 分贝，路径损耗指数为 2，跳距在 $[1, 2]$ 米范围内均匀分布，1 米处的参考路径损耗为 10 分贝），性能随块大小 N变化的情况，针对 $M = 16$和 $H = 10$: (a) 均方误差，(b) 符号错误率，(c) 误码率。较大的 N提高了资源利用率并提升了 AF–DDIM 的性能，即使块大小适中，仍能观察到明显的去噪增益。



(a) 均方误差　(b) 符号错误率　(c) 误码率

图 7. 莱斯衰落条件下（$K = 15$ 分贝，路径损耗指数为 2，跳距在 $[1, 2]$ 米范围内均匀分布，1 米处的参考路径损耗为 10 分贝），性能随跳数 H变化的情况，针对 $M = 16$和 $N = 64$: (a) 均方误差，(b) 符号错误率，(c) 误码率。随着网络深度增加，AF–DDIM 能够稳健地控制误差增长，展现出对衰落和多跳噪声累积的适应能力。

该方法，以适用于频率选择性信道、对充分统计量进行自适应量化，以及在异构中继网络中联合训练去噪器。

参考文献

[1] T. S. Rappaport、Y. Xing、O. Kanhere、S. Ju、A. Madanayake、S. Mandal、A. Alkhateeb 和 G. Trichopoulos，“100 GHz 以上的无线通信与应用：面向 6 78757、2019 7、78 729 G 及更高频段的机遇与挑战”，第 卷，第 页 – 。[2] S. Koenig、D. Lopez-Diaz、J. Antes、F. Boes、R. Henneberger、A. Leuther、A. Tessmann、R. Schmogrow、D. Hillerkuss、R. Palmer、T. Zwick、C. Koos、W. Freude、O. Ambacher，

J. Leuthold、I. Kallfass，《高数据速率无线亚太赫兹通信系统》，《自然·光子学》，第7卷，第12期，第977–981页，2013年。[3] A. Goldsmith，《无线通信》。剑桥大学出版社，2005年。[4] J. Ho、A. Jain和P. Abbeel，《去噪扩散概率模型》，载于NeurIPS会议论文集，2020年，第6840–6851页。[5] J. Sohl-Dickstein、E. Weiss、N. Maheswaranathan和S. Ganguli，《使用非平衡热力学进行深度无监督学习》，载于ICML会议论文集，2015年，第2256–2265页。[6] P. Bhardwaj和S. M. Zafaruddin，《阴影衰落和 $\alpha - \kappa - \mu$ 信道上的射频-太赫兹无线系统固定增益AF中继》，《IEEE通信快报》，第26卷，1003，2022年5月，999，第期，页码–。

[7] A.-A. A. Boulogeorgos、A. Alexiou、T. Merkle、C. Schubert、R. Elschner、A. Katsiotis、P. Stavrianos、D. Kritharidis、P.-K. Chartsias、J. Kokkoniemi、M. Juntti、J. Lehtomaki、A. Teixeira和F. Rodrigues，《太赫兹技术：在5G之后的无线系统中提供光网络体验质量》，《IEEE通信杂志》，第56卷，第6期，第144–151页，2018年。[8] V. U. Pai、P. Bhardwaj和S. M. Zafaruddin，《面向回传应用的双跳太赫兹无线传输性能分析》，《IEEE无线通信汇刊》，第21卷，第3期，第1624–1636页，2022年3月。[9] D. Qin、Y. Wang、F. Zhou和K.-K. Wong，《Nakagami-m 衰落信道中采用选择合并的放大转发中继性能分析》，《IEEE系统期刊》，第13卷，第3期，第2375–2385页，2019年。[10] Y. Gu、H. Chen、Y. Li、L. Song和B. Vucetic，《短分组双向放大转发中继》，《IEEE信号处理快报》，第25卷，第2期，第263–267页，2018年。[11] S. Tang、H. Yin、C. Zhang和S. Obana，《通过放大转发中继实现可靠的空中计算》，arXiv预印本，arXiv:2010.12146，2020年。[12] A. Gupta、M. Sellathurai和T. Ratnarajah，《基于端到端学习的全双工放大转发中继网络》，《IEEE通信汇刊》，第71卷，第1期，第199–213页，2023年。[13] P.-Y. Lai和R.-H. Gau，《具有随机流量的无线网络中的基于机器学习的MIMO信号检测》，载于WCNC会议论文集，2022年，第2298–2303页。[14] Z. Cheng、Z. Zhang和J. Sun，《协作信号检测

扩散方式下的多跳移动分子通信，”第10卷，第1期，第101–111页，2024年。[15] P. Dhariwal和A. Nichol，“扩散模型在图像合成方面胜过生成对抗网络”，载于NeurIPS会议论文集，2021年，第8780–8794页。[16] N. Chen、Y. Zhang、H. Zen、R. J. Weiss、M. Norouzi和W. Chan，“Wavegrad：用于波形生成的梯度估计”，arXiv预印本arxiv:2009.00713，2020年。 [在线]。获取地址：https://arxiv.org/abs/2009 00713 。M. Arvinte和J. I. Tamir，“用于鲁棒信道估计的基于分数的生成模型”，载于IEEE无线通信汇刊，22(6):3698-3713，2023年。[18] F. Rezaei、M. Marvasti-Zadeh、C. Tellambura和A. Maaref，“用于实现最小均方误差的AmBC信道估计的对抗性基于分数的生成模型”，arXiv预印本arXiv:2309.05776，2023年。[19] X. Zhou、L. Liang、J. Zhang、P. Jiang、Y. Li和S. Jin，“用于高维信道估计的生成式扩散模型”，arXiv预印本arXiv:2408.10501，2024年。[20] A. Alkhateeb，“DeepMIMO：用于毫米波和大规模MIMO应用的通用深度学习数据集”，arXiv预印本arxiv:1902.06435，2019年。 [在线]。获取地址：http://arxiv.org/abs/1902 06435 。D. Guo、S. Shamai和S. Verdú，“高斯信道中的互信息与最小均方误差”，IEEE信息论汇刊，第51卷，第4期，第1261–1282页，2005年4月。