一种用于高移动性6G OTFS网络信道预测的条件变分框架

1st MohsenKazemian工业信息技术研究所（inIT），东威斯特法伦-利珀应用技术大学（TH-OWL），德国莱姆戈
mohsen.kazemian@th-owl.de

2nd J¨urgen Jasperneite工业信息技术研究所（inIT），东威斯特法伦-利珀应用技术大学（TH-OWL），德国莱姆戈 juergen.jasperneite@th-owl.de

arXiv:2601.03084v1 [eess.SP] 6 Jan 2026

摘要—本文提出了一种基于机器学习（ML）的高移动性正交时频空（OTFS）信道预测方法。在这些场景中，多普勒扩展和时变多径传播引起的快速变化会导致信道迅速去相关，使得传统的基于导频的信道估计方法容易获得过时的信道状态信息（CSI），并产生过高开销。因此，可靠的信道预测方法对于支持OTFS系统中的稳健检测与解码至关重要。本文提出了一种用于信道预测的条件变分自编码器（CVAE4CP）方法，该方法能够学习给定物理系统参数和移动性参数时OTFS时延–多普勒信道系数的条件分布。通过将这些参数作为条件信息，该方法能够在未来信道系数实际实现之前对其进行预测，同时利用低维潜在表示考虑信道固有的不确定性。我们通过高移动性条件下的大量仿真对所提出的框架进行了评估。数值结果表明，与一种具有竞争力的基于学习的基线方法相比，CVAE4CP在归一化均方误差（NMSE）方面始终表现更优，尤其是在多普勒频率较高且预测时域较长时。这些结果证实了所提出方法在快速时变OTFS系统信道预测中的有效性和鲁棒性。

索引词——信道预测、信道状态信息、正交时频空域、条件变分自编码器、第六代移动通信。

I. 引言

正交时频空（OTFS）调制已被广泛认为是第六代（第六代移动通信）无线网络的一种有力波形候选方案，尤其适用于无人机、非地球静止轨道（NGSO）卫星链路和高速自主交通等高速移动系统；在这些场景中，无线信道会快速变化 [1]。在此类环境下，传统正交频分复用（OFDM）会因大幅多普勒扩展而遭受严重的载波间干扰（ICI），导致性能下降和频谱效率降低 [2], [3]。OTFS通过在时延–多普勒（DD）域复用信息符号，充分利用时频分集，有效缓解上述局限，并增强对多普勒引起的损伤的鲁棒性即使在未编码系统中也是如此。然而，高移动性信道快速时变的特性，使得在OTFS系统中实现精确的信道估计和预测成为一项重大挑战：传统的基于导频的方法开销过大，导致频谱效率降低，而且在快速时变信道中的跟踪能力有限。

在高移动性场景中，估计区间内快速的信道变化通常会使获取的信道状态信息（CSI）在能够得到有效使用之前就已过时。这一局限性促使人们采用信道预测技术，旨在根据过去的观测结果推断未来的信道行为，从而减少导频开销、提高频谱效率，同时减轻频繁进行信道估计所带来的负担。然而，现有的大多数信道预测研究（例如 [4], ）主要聚焦于基于 OFDM 的系统，而仅有少量工作（例如 [5]）研究了基于 OTFS 的通信中的信道预测。

相比之下，针对 OTFS 信道估计的研究已相当广泛，通常可从两个主要方向展开。一类方法是由物理原理驱动的基于模型的技术，利用参数化信道表示，通常假设信道为有限多普勒频移信道（LDSC）或连续多普勒扩展信道（CDSC） [6]。在这一类方法中，包括稀疏贝叶斯学习 [7], [8] 和压缩感知方法 [9]，在内的经典估计技术，在 LDSC 假设下已证明有效；但将其拓展至 CDSC 场景时，由于信道复杂度增加、导频需求更高，性能往往会下降。虽然基于模型的方法具有可解释性和解析结构，但在高度动态的环境中，信道演变呈非线性且难以用固定参数模型描述，其性能往往会下降。第二类是数据驱动或基于人工智能的方法，旨在直接从数据中学习信道行为 [10], [11]。基于人工智能的方法无需对信道统计特性或时间演变作出明确假设，便能够直接从数据中学习复杂的信道行为。文献 [10] 提出了一种面向高移动性 MIMO-OTFS 系统的三阶段深度学习辅助信道预测框架，其中自编码器

本研究得到德国莱姆戈32657号东威斯特法伦-利珀应用技术大学工业信息技术研究所（inIT）支持。

用于信道特征压缩，循环神经网络（RNN）提供粗略的信道预测，并通过最小二乘估计重构重要的信道系数。该方法依赖于对重要路径索引的显式检测与跟踪，以及多阶段重构流程，因此容易受到路径索引预测误差的影响，也限制了其对时变 OTFS 信道完整随机分布的捕获能力。然而，借助数据驱动表示，这些方法能够适应不同的传播条件，并捕获难以通过解析方式建模的复杂时变效应，因此特别适用于高移动性 OTFS 系统中的信道预测。

因此，尽管 OTFS 信道估计已取得长足进展，但快速时变系统中的信道预测仍然是一个尚待解决的研究问题，尤其是在考虑导频开销、过时的信道估计，以及基于模型的方法在捕捉非线性信道演变和随机多径动态方面能力有限的情况下。这些挑战促使我们研究一种采用概率化、数据驱动形式的新型信道预测框架，例如条件变分学习。该方法能够对 OTFS 信道系数的完整条件分布进行建模，并有效应对不同移动条件下的信道不确定性。

在高移动性传播环境中，由于时变多径传播和多普勒效应，正交时频空域信道呈现出显著的随机性。因此，即使系统配置相同且已知，例如多普勒扩展、时延扩展、天线配置和信噪比（SNR），也可能出现多个信道实现，这凸显了底层信道过程固有的随机性。不同于仅给出单一点估计的确定性学习方法，条件变分自编码器（CVAE）提供了一种概率框架，用于对已知系统参数和传播参数条件下的信道系数条件分布进行建模 [12]。CVAE 是一种深度潜变量生成模型，它通过将辅助信息同时融入推理网络和生成网络，扩展了变分自编码器（VAE）框架。通过利用辅助信息对潜在表示进行条件化，CVAE 能够实现受场景控制的信道生成，同时保留紧凑的随机潜在空间，以捕捉仅凭观测到的条件变量无法解释的不确定性和变化。这一能力使 CVAE 特别适用于快速变化的正交时频空域环境中的稳健信道预测，因为此类场景需要考虑多个可能的信道实现。本文提出一种用于信道预测的条件变分自编码器（CVAE4CP）方法，以对时变正交时频空域信道系数进行建模和预测，并将关键系统参数和传播参数作为条件。所提出的模型学习时延–多普勒信道表示的条件分布，其中潜变量捕捉驱动信道变化的未观测环境因素。为突破传统高斯假设的局限、提高建模灵活性，我们将归一化流融入潜在

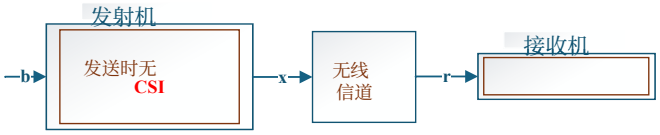


图1. 具有接收端CSI预测功能的无线通信系统。

空间。本文的主要贡献总结如下：

• 我们将OTFS信道预测问题表述为一个条件生成建模任务，即在给定物理系统参数的情况下学习时延–多普勒信道系数的分布。该表述明确考虑了时变OTFS信道的随机特性，而此前研究中的确定性预测方法无法捕捉这一特性。

• 我们提出了一种基于CVAE的框架，利用潜变量对影响OTFS信道演变的未观测环境因素和传播效应进行建模。不同于现有的基于模型的方法或确定性学习方法，所提出的方法能够在相同运行条件下捕捉多个合理的信道实现，从而实现高移动性场景下的稳健预测。

• 我们将归一化流引入CVAE潜空间，以克服先前基于学习的信道模型中普遍采用的高斯潜变量假设的局限性。该改进使所提出的框架能够表示复杂的非高斯时延–多普勒信道统计特性以及现有OTFS信道预测方法所忽略的非线性时变特性。

II. 系统模型

OTFS通常分为两种主要结构：基于OFDM的（OB）-OTFS和直接延迟-多普勒域的（D4）-OTFS [5]。在第一种结构中，延迟-多普勒数据符号经过逆辛有限傅里叶变换（ISFFT）模块和海森堡变换组成的延迟-多普勒域到时域变换后，在时域发送至信道。相比之下，在D4-OTFS中，符号数据无需经过转换至时域的中间步骤，而是直接在延迟-多普勒域中传输。本文聚焦于D4-OTFS，因为与OB-OTFS相比，其结构复杂度更低。设延迟-多普勒域中的$\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{M\times N}$ 以及长度为 $M \times N$ 的向量$\mathbf{x} = vec(\mathbf{B})$分别表示数据矩阵和发射信号。如图1所示，在高移动性OTFS系统中，通常在接收机处预测并利用信道状态信息进行数据检测，而发射机不使用瞬时信道状态信息，并独立于信道实现传输数据。接收机处的接收信号定义为 $r[i] = \sum_{l=0}^{L-1} h[i,l]x[i-l] + W[i]$，其中 $h[i,l]$是在索引 i处对应于时延抽头 l 的广义平稳不相关散射（WSSUS）瑞利衰落系数，$i \in \{0, ..., MN-1\}$ 表示 $M \times N$延迟-多普勒网格单元的线性化索引，且 $W[i] \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$表示加性高斯白噪声（AWGN）。

III. 提出的方法

本节介绍所提出的用于接收机侧OTFS信道预测的CVAE4CP框架。该框架利用已知的系统参数和传播参数作为条件信息，并采用具有强表达能力的潜变量模型，以捕捉OTFS信道的随机性和时变特性。

A. 问题表述

设 e 表示已知的系统参数和传播参数向量，包括多普勒扩展、时延扩展、信噪比、天线配置和 OTFS网格维度。为便于学习，我们定义 $\mathbf{X} = \left[Re\{h\}^T, Im\{h\}^T\right]^T \in \mathbb{R}^{2D}$ 包含信道系数 h的实部和虚部。给定历史信道观测及其对应的条件变量，目标是学习条件分布 $p(\mathbf{X} \mid \mathbf{e})$，该分布刻画物理信道参数与正交时频空域信道实现之间的随机关系。这种表述自然考虑了在相同系统配置下可能产生多个信道实现这一事实。

B. 基于条件变分自编码器的正交时频空域信道建模

我们采用条件变分自编码器来建模条件分布$p(\mathbf{X} \mid \mathbf{e})$。由 ϕ 参数化的编码器网络近似条件后验分布 $q_\phi(z \mid \mathbf{X},\mathbf{e})$，其中 $z \in \mathcal{Z}$ 是用于捕获未观测环境因素和传播因素的潜变量，$\mathcal{Z}$ 表示低维潜在空间。由 θ 参数化的条件解码器对似然 $p_\theta(\mathbf{X} \mid z, \mathbf{e})$ 建模，并生成重建的信道表示 X。

训练过程中，CVAE 参数通过以下方程进行优化

$$\max_{\theta,\phi} \mathcal{L}(\theta,\phi;\mathbf{X},\mathbf{e}) = \mathbb{E}_{q_\phi(z|\mathbf{X},\mathbf{e})}\big[\log p_\theta(\mathbf{X} \mid z,\mathbf{e})\big] - \mathcal{D}_{KL}\big(q_\phi(z \mid \mathbf{X},\mathbf{e}) \| p_\theta(z \mid \mathbf{e})\big), \quad (1)$$

其中，$\mathcal{L}(\theta,\phi;\mathbf{X},\mathbf{e})$ 表示条件证据下界（ELBO），$\mathbb{E}_{q_\phi}[\cdot]$ 表示关于变分后验的期望，$\log p_\theta(\mathbf{X} \mid z,\mathbf{e})$ 是条件对数似然项，而 $\mathcal{D}_{KL}$ 表示库尔贝克-莱布勒散度，用于衡量变分后验 $q_\phi(z \mid \mathbf{X},\mathbf{e})$ 与条件先验 $p_\theta(z \mid \mathbf{e})$ 之间的差异。

在推理时，给定新的运行条件 $\check{\mathbf{e}}$，通过从 $\mathbf{z} \sim p_\theta(z \mid \check{\mathbf{e}})$ 中采样生成信道实现，并通过 $\hat{\mathbf{X}} = g_\theta(z,\check{\mathbf{e}})$ 进行解码，其中 $g_\theta(\cdot)$ 是由解码器网络实现的确定性映射。这样无需发射机处的瞬时 CSI，即可预测未来的 OTFS信道系数。

C. 通过归一化流增强潜在空间

尽管传统的条件变分自编码器实现通常假设潜变量服从高斯潜变量分布，但这一假设可能不足以刻画时变OTFS信道复杂的非高斯统计特性，在高移动性条件下尤其如此。为解决这一局限，我们对其进行增强

算法1 OTFS系统中提出的CVAE4CP框架。输入：训练样本对$\mathbf{X}_i$ 和$\mathbf{e}_i$、训练轮次 E 和批次大小 $\mathcal{B}$，1：训练：对每个训练轮次执行 2：计算 $q_\phi(z \mid \mathbf{X}, \mathbf{e})$、 $p_\theta(\mathbf{X} \mid z, \mathbf{e})$，3：通过最大化证据下界更新 ϕ 和 θ，4：结束循环 5：推理：给定新的条件$\check{\mathbf{e}}$，6：采样$\mathbf{z} \sim p_\theta(z \mid \check{\mathbf{e}})$，

输出：预测的 OTFS信道系数 $\hat{\mathbf{X}} = g_\theta(z,\check{\mathbf{e}})$。

通过将归一化流融入所提出的框架，增强潜在空间的表达能力。具体而言，初始潜变量 $z_0 \sim \mathcal{N}(0, \mathrm{I})$ 经过一系列 K 可逆且可微的映射转换，使得 $z_k = f_k(z_{k-1})$，其中 $k \in \{1, ..., K\}$，且每个变换 $f_k(\cdot)$均由神经网络参数化，并以 e 为条件。由此得到的潜变量 z_k 服从更灵活的分布，能够近似复杂的多模态信道统计特性。因此，条件对数似然项可写为如下形式，并替代式 (1) 中 KL散度项的标准高斯先验：

$$\log p_\theta(z_k \mid \mathbf{e}) = \log p(z_0) - \sum_{k=1}^{K} \log \left| \det\left(\frac{\partial f_k(z_{k-1})}{\partial z_{k-1}}\right)\right|, \quad (2)$$

因此，条件变分自编码器的参数通过以下方式进行优化

$$\max_{\theta,\phi} \mathcal{L}_{nf}(\theta,\phi;\mathbf{X},\mathbf{e}) = \mathbb{E}_{q_\phi(z_0|\mathbf{X},\mathbf{e})}\big[\log p_\theta(\mathbf{X} \mid z_k,\mathbf{e})\big] - \mathcal{D}_{KL}\big(q_\phi(z_0 \mid \mathbf{X},\mathbf{e}) \| p_\theta(z_k \mid \mathbf{e})\big). \quad (3)$$

这一改进使所提出的条件变分自编码器能够捕获非线性时变特性和复杂的时延-多普勒结构，而这些特征难以通过高斯潜变量假设进行建模。我们将所提方法的设计步骤总结为算法1中的伪代码。

IV. 仿真结果

本节通过大量蒙特卡罗仿真评估所提出的基于条件变分自编码器的正交时频空域信道预测框架的性能。我们构建了一个包含 1000 个独立样本的合成数据集，其中每个样本都将一个包含物理信道和系统参数的 20 维向量 e 与高移动性工作条件下对应的正交时频空域时延–多普勒信道系数配对。每个信道实现均在正交时频空域网格的时延–多普勒域中建模，网格具有 $M = 32$、$N = 32$ 和 $L = 6$ 个时延抽头，得到长度为 $32 \times 32 \times 6 = 6144$ 的复值信道向量。将实部和虚部分离后，该表示被映射为一个 12288 维实值特征向量，并与一个包含 20 维物理条件参数的向量拼接。这些参数包括在 0 至 30 dB 之间随机采样的信噪比、范围为 1 至 60 m/s 的用户速度、从 $\{2.6, 3.5, 28\}$ 中选取的载波频率

GHz、在 5 至 40 MHz 之间均匀抽取的带宽、从 $\{15, 30, 60\}$ kHz 中选取的子载波间隔、从 $\{0, 16, 32\}$ 中选取的循环前缀长度，以及分别从 $\{1, 2, 4\}$ 中独立选取的 MIMO 发射和接收天线配置。随后，CVAE编码器将得到的 12308 维输入投影到维度为 z $= 48$ 的潜在空间。数据集随机划分为 $N_{tr} = 800$ 个训练样本和 $N_{te} = 200$ 个测试样本，模型使用 Adam优化器进行 $E = 50$ 个训练轮次，学习率为 $\alpha = 10^{-3}$，批次大小为 $\mathcal{B} = 16$。令 $NMSE = \frac{1}{N_{te}} \sum_{i=1}^{N_{te}} \frac{\|\mathbf{h}_i - \hat{\mathbf{h}}_i\|_2^2}{\|\mathbf{h}_i\|_2^2}$。我们根据不同多普勒频率和预测时域下的归一化均方误差，在测试样本上评估该方法的性能，以考察模型捕捉时变及移动性引发的OTFS信道动态的能力。

图2展示了OTFS信道预测的归一化均方误差随最大多普勒频率 f_D 变化的性能，并比较了所提出的CVAE4CP框架与文献 [10]中的循环神经网络方法。正如预期，随着多普勒频率升高，两种方法的归一化均方误差均有所增加，这是因为在高移动性条件下，信道的时间相关性减弱。尽管如此，在整个多普勒频率范围内，所提出的CVAE4CP方法始终优于基线方法。具体而言，在 $f_D = 5$ 千赫兹时，CVAE4CP的归一化均方误差约为 4×10^{-3}；而文献 [10] 中的方法约为 5×10^{-2}，性能提升超过一个数量级。这一结果凸显了所提出的概率框架在高多普勒正交时频空域环境中捕捉移动性引起的信道变化的鲁棒性。

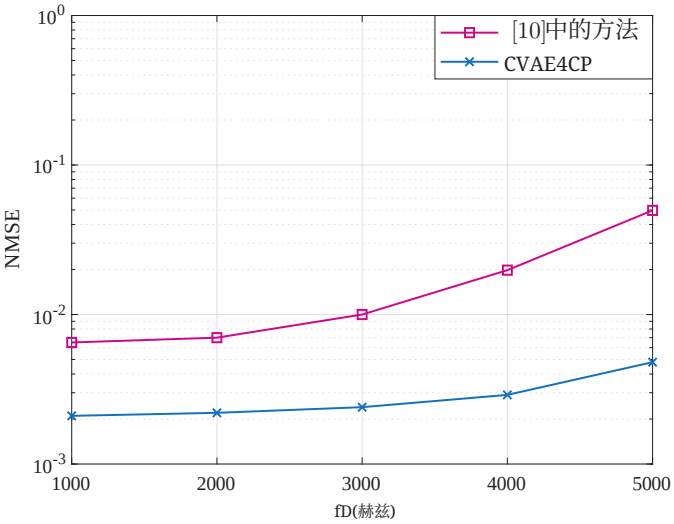


图2. OTFS信道预测的归一化均方误差与最大多普勒频率的关系，对比所提出的CVAE4CP与 [10]中的基于RNN的方法。

图3展示了归一化均方误差随预测时域 Δ变化的情况，其中 Δ 表示所预测的未来正交时频空域帧数。随着预测时域增大，由于长期信道外推的难度不断增加，两种方法的归一化均方误差均有所恶化。然而，在所有考察的时域内，CVAE4CP的预测误差都显著低于 [10] 。例如，在 $\Delta = 10$时，所提出方法的归一化均方误差约为 2×10^{-3}，而基线方法的误差则增至 2×10^{-1}量级。这一显著的性能差距表明，CVAE4CP具有更强的时间泛化能力，并能有效地在较长预测时域内预测未来的正交时频空域信道状态。

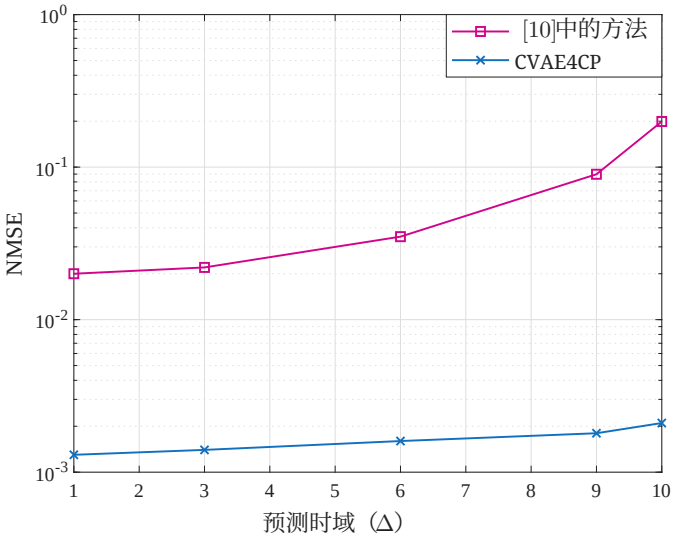


图3. 归一化均方误差随预测时域（未来OTFS帧数）的变化，对比所提出的CVAE4CP与 [10]中的基于RNN的方法。

V. 结论

本文提出了一种基于机器学习的框架，用于高移动性OTFS系统中的信道预测，从而确保及时获得信道感知，同时减少导频开销并提高频谱利用率。首先，我们开发了一种条件变分自编码器，用于根据物理系统参数和移动性参数对时延–多普勒信道系数的条件分布进行建模，使系统能够在未来信道系数实现之前对其进行预测。其次，我们通过概率建模增强了潜在空间表示，使该框架能够捕获信道固有的不确定性，并超越确定性点估计的变化性。仿真结果表明，所提出的基于CVAE的预测器能够有效跟踪OTFS信道随时间变化及由移动性引起的动态特性。与基线方法相比，所提出的方法可显著降低归一化均方误差，尤其是在多普勒频率较高、预测时域较长的情况下。这些结果证实了所提出的框架在快速时变OTFS环境中进行信道预测的鲁棒性和有效性。未来的工作将研究其在多用户OTFS系统中的扩展，以及非平稳信道条件下的在线自适应。

参考文献

[1] Z. Wei、S. Li、W. Yuan、R. Schober 和 G. Caire，“正交时频空间调制——第一部分：基础与未来挑战”，IEEE 通信快报，第 27 卷，第 1 期，第 4–8 页，2023 年 1 月。[2] M. Kazemian、P. Varahram、S. J. Hashim、B. Mohd Ali 和 R. Farrell，“一种基于选择性映射和基-2 逆快速傅里叶变换的低复杂度正交频分复用系统峰均功率比降低方案”，IEEE 车辆技术汇刊，第 67 卷，第 21–30 页，2018 年 1 月。[3] M. Kazemian，“对 5G 新空口物理信道中的干扰攻击进行研究”，2024 [ ] 2408 03028 。在线。[4] 4 可访问：https://arxiv.org/abs/。B. Liu、X. Liu、S. Gao、X. Cheng 和 L. Yang，“LLM CP：面向信道预测的大语言模型适配”，《通信与信息网络杂志》，第 9 卷，第 2 期，第 113–125 页，2024 年 6 月。[5] M. Kazemian 和 J. Jasperneite，“使用 FAR 模型预测快速时变 OTFS 系统中的信道”，IEEE 无线通信快报，第 15 卷，第 715–719 页，2026 年。[6] Y. Zhang、X. Zhu、Y. Liu、Y. L. Guan、G. David Gonz´alez 和 V. K. N. Lau，“基于基扩展外推的大规模 MIMO OTFS 系统长期信道预测”，IEEE 无线通信汇刊，第 1–1 页，2025 年 8 月。[7] Q. Guo、H. Jiang、J. Xiang 和 Y. Zhong，“一种针对稀疏连续多普勒扩展信道的 CS-BEM OTFS 信道估计方法”，IEEE 无线通信快报，第 13 卷，第 11 期，第 2985–2989 页，2024 年 7 月。[8] Y. Zhang、Q. Zhang、C. He、L. Jing、T. Zheng 和 C. Yuen，“一种用于分数多普勒 OTFS 信道估计的稀疏贝叶斯学习方法”，IEEE 车辆技术汇刊，第 73 卷，第 11 期，第 16 846–16 860 页，2024 年 11 月。[9] H. Wu、L. Lu 和 Z. Wang，“利用侧信息辅助压缩感知进行双频段超大规模 MIMO 近场信道估计”，IEEE 通信汇刊，第 73 卷，第 2 期，第 1353–1366 页，2025 年 2 月。[10] D. Ying 和 F. Ye，“面向高时延分辨率 MIMO-OTFS 系统的深度学习辅助路径预测与信道估计”，IEEE 车辆技术汇刊，第 74 卷，第 3 期，第 3584–3597 页，2025 年 3 月。[11] C. Cao、M. Chen、Y. Zhang、Y. Pan、Y. Cang 和 Z. Zhan，“超大规模 MIMO 系统的深度学习增强信道预测”，IEEE 通信快报，第 29 卷，第 6 期，第 1260–1264 页，2025 年 6 月。[12] C. Zhao、H. Du、D. Niyato、J. Kang、Z. Xiong、D. I. Kim、X. Shen 和 K. B. Letaief，“生成式人工智能在安全物理层通信中的应用：综述”，IEEE 认知通信与网络汇刊，第 11 卷，第 1 期，第 3–26 页，2025 年 2 月。