收稿日期：XXXX年XX月；修订日期：XXXX年XX月；录用日期：XXXX年XX月；出版日期：XXXX年XX月；当前版本日期：XXXX年XX月。

数字对象标识符 *10.1109/XXXX.2022.1234567*

用于隧道传播建模的物理信息深度循环反投影网络

Kunyu Wu[1], Qiushi Zhao[1], Jingyi Zhou[1], Junqiao Wang[1], Hao Qin[1, 2], Xinyue Zhang[2],和 Xingqi Zhang[3], IEEE 高级会员

[1]四川大学电子信息工程学院，中国成都。[2]都柏林大学学院电气与电子工程学院，爱尔兰都柏林。[3]阿尔伯塔大学电气与计算机工程系，加拿大 T6G 2H5。

通讯作者：Hao Qin（电子邮箱：hao.qin@scu.edu.cn）。

此处将填写第一条脚注中的支持信息，包括赞助方及经费支持致谢。

arXiv:2601.02007v1 [cs.ET] 5 Jan 2026

摘要 准确、高效地模拟铁路隧道中的无线电波传播，对于确保基于通信的列车控制（CBTC）系统可靠运行至关重要。细网格抛物波方程（PWE）求解器能够提供高保真场预测，但在大型隧道中计算开销巨大；而粗网格模型则会丢失关键的模态和几何细节。为应对这一挑战，我们提出一种物理信息循环反投影传播网络（PRBPN），可根据粗网格抛物波方程切片重建高分辨率接收信号强度（RSS）场。该网络将多切片时序融合与迭代投影/反投影机制相结合，以保证物理一致性，并避免预上采样阶段，从而实现较高的数据效率并提升泛化能力。在四种隧道横截面几何形状和四种频率下进行的仿真表明，所提出的 PRBPN 与精细网格PWE参考结果高度吻合。针对法国中央高原隧道开展的工程级验证进一步证实了该方法在数据稀缺场景中的鲁棒性，训练时仅使用少量成对的粗网格/精细网格 RSS 数据。这些结果表明，所提出的 PRBPN 能够大幅降低对计算密集型细网格求解器的依赖，同时保持高保真的隧道传播预测。

索引词 人工智能、电磁传播、抛物波方程。

I. 引言

RADIO 隧道环境中的波传播建模对于智能交通系统 (ITS) 的有效部署至关重要，尤其是铁路沿线的基于通信的列车控制 (CBTC) 系统 [1]–[9]。基于抛物波方程 (PWE) 方法的确定性传播模型 [10]–[15] 因其在处理隧道等长导波结构时具有很高的精度而得到广泛应用。然而，随着无线通信系统向更高频段发展，PWE方法需要采用更小的离散步长，导致计算成本和耗时显著增加，从而给实时应用和经济可行性带来挑战 [16]–[18]。因此，能够大幅加速高频传播建模的技术日益关键且迫切。

为克服这些挑战，近年来，机器学习（ML）技术在隧道环境中的无线电波传播建模方面展现出巨大潜力 [19]–[27]。有研究提出了一种受生成式物理启发的长程注意力传播网络模型（PLAPN） [28], ，该模型融合了卷积特征编码、双路径注意力和滑动窗口推理策略。该方法仅使用 PWE 仿真结果的前 10%，即可在隧道中实现高精度的远距离接收信号强度（RSS）预测。另一种方法提出了增强 Inception 的生成对抗网络（Inc-GAN） [29]，，利用实际列车运行中的稀疏数据重建隧道横截面上的电场分布；与传统方法相比，该方法显著提高了计算效率。此外，还提出了一种物理引导的高保真建模框架——

本作品采用知识共享署名 4.0 许可协议授权。更多信息请参见 https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/

该框架能够适应各种地形类型和天线配置 [30], 。通过将确定性模型中的先验知识嵌入网络架构，该框架克服了分步抛物方程（SSPE）方法在不规则地形无线电波传播建模中的高计算强度限制，显著提升了预测准确率和泛化能力。

然而，大多数机器学习辅助隧道传播模型都需要大量经过整理的数据集，而获取这些数据集成本高昂且困难。毫米波频段下，采用精细 PWE 离散化进行仿真会随频率和域尺寸增大而难以扩展，因此在现实的计算资源和时间预算内，无法大规模生成数据。现场测量受安全规定、维护窗口稀缺和协调开销等因素限制，难以构建涵盖多种几何形状、材料、频率和公里级距离的数据集；域偏移还会进一步削弱泛化能力。同时，为满足部署延迟要求而调优的架构通常较浅且采用较小卷积核，限制了其捕捉丰富多径和模式耦合的能力，在弯曲隧道或多分支隧道中尤为明显。捕捉长距离上下文通常需要更深的网络或大量使用空洞卷积，这会显著增加计算量和复杂性，并导致优化不稳定性、内存占用增加以及延迟难以预测。

为应对这些挑战，我们提出一种物理信息驱动的深度循环反投影传播网络（PRBPN），这是一种物理感知框架，通过将隧道中的纵向波演化建模为短矩阵序列，将粗网格 PWE 切片提升为细网格 RSS 分布。不同于单帧超分辨率，该模型执行多帧到单帧预测：融合前后若干粗网格切片，以重建目标细网格切片，并利用波传播固有的物理平滑性。该架构集成了用于粗网格输入的紧凑型编码器、通过误差反馈强制实现低分辨率到高分辨率一致性的迭代投影/反投影细化模块，以及用于生成细网格输出的轻量级重建头。得益于这些归纳偏置以及对短程时间上下文的利用，该模型具有较高的数据效率：只需少量成对粗/细样本，即可生成高保真预测，即使缩放因子较大也不例外。

在多帧预测框架的基础上，PRBPN 引入差异加权时间融合（DWTF），以聚合相邻粗网格切片中的信息。该融合利用像素级差异，突出多径信息区域（例如隧道壁上的反射），同时抑制粗网格仿真中未对齐或含噪的线索。随后，通过符合物理规律的误差反馈机制进一步细化所得表征：将初步的高分辨率估计反向投影至粗网格域，迭代校正其残差，并将更新结果向前传播，以稳定学习过程并保持能量守恒与传播连续性。这种由粗到细的校正无需使用深层或大量采用空洞卷积的网络，即可捕获长程上下文，在保持计算量和内存占用可控的同时，提高长隧道区段的重建保真度，使 PRBPN 适用于隧道实时监测与部署。通过采用 PRBPN 架构和 DWTF，该方法实现了高保真度重建，且优于基于学习和基于物理的基线方法。它仍适用于长距离、数据有限且动态演变的隧道系统。大量定量指标和视觉比较进一步证实了这些发现。

主要贡献总结如下:

1) 我们提出了 PRBPN，可将粗网格 PWE 切片映射为细网格 RSS 分布，充分利用全局 RSS 上下文，从而实现准确、高效的重建结果，并在不同隧道几何形状和频段下具有很强的泛化能力。2) 我们开发了 DWTF 模块，并将其与符合物理规律的投影/反投影细化机制相结合，从而实现长程上下文建模，同时避免使用过深或过度膨胀的网络。3) 我们证明了该方法具有很高的数据效率，仅使用 10–20 组粗细网格 RSS 配对样本即可达到有竞争力的性能。4) 我们利用中央高原隧道的测量数据进行了验证，证实了该方法在真实部署场景中的鲁棒性和适用性。

本文的组织结构如下。第二节介绍所提出的模型和方法。第三节对多种隧道场景进行验证。第四节利用真实隧道测量数据开展工程验证。第五节总结全文。

II. 方法与模型描述

A. 所提框架概述

所提出的方法通过将轻量级架构与专为基于隧道的 RSS 数据设计的全并行注意力机制相结合，解决了传统波传播模型在计算效率和适应性方面的局限。PRBPN 将 RSS 演变视为一个短序列，通过融合相邻的粗网格切片执行多帧到单帧预测，从而重建目标细网格切片，并利用序列传播的物理平滑性。该模型无需任何上采样预处理阶段，直接使用粗网格 PWE 切片作为输入，并以细网格参考数据或测量作为监督信号。得益于反投影归纳偏置和短程时间上下文，这一设计具有很高的数据效率，仅需 10–20 个成对粗/细样本即可达到有竞争力的精度，并减少了对大型训练数据集的依赖。图 1 所示的 PRBPN 架构展示了 RSS 预测流程涉及的编码器、注意力模块和解码器。

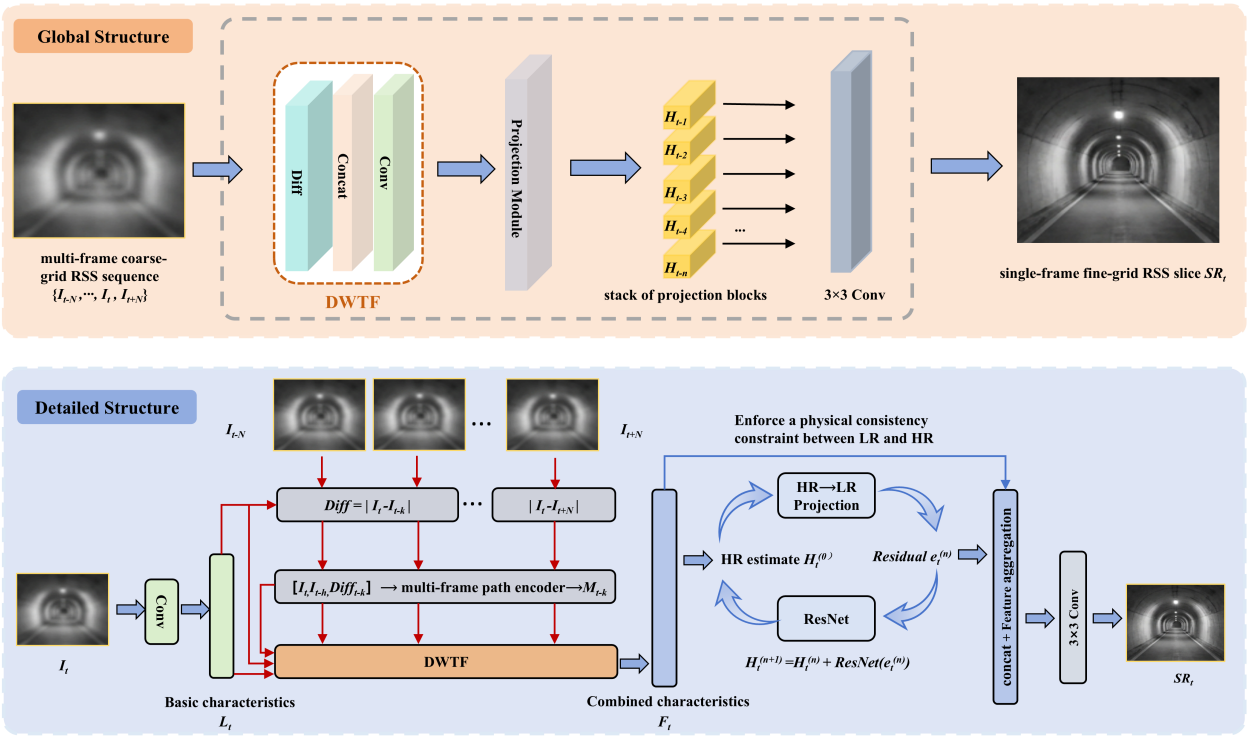


图 1. PRBPN架构概览：整合了单切片和多切片路径，并结合DWTF及投影/反投影细化，用于隧道传播建模。

B. 输入表示与预处理

PRBPN 处理由粗网格隧道切片构成的序列 $\{I_{t-n}, \ldots, I_t, \ldots, I_{t+n}\}$，其中 I_t 表示目标切片，每个 I 都是由粗网格PWE离散化生成的低分辨率 RSS场。PRBPN 直接使用原始粗网格数据，以避免插值伪影，并更好地体现高频传播建模中的实际约束。进行时序融合时，逐像素计算 I_t 与 $I_{t\pm k}$之间的切片差异；无需显式进行运动估计，差分加权时序融合可实现隐式对齐。所有输入均归一化至 $[0, 1]$；训练时采用随机旋转、翻转和裁剪以提升泛化能力。对于缩放因子 $\times 8$，卷积核、步幅和填充分别设为 12、8 和 2，从而实现大幅上采样，同时减轻初步插值带来的误差。

C. 模型架构

该模型由初始特征提取、PRBPN编码器、差异加权时序融合模块、采用投影/反投影细化的PRBPN解码器以及重建头组成。目标切片 I_t 沿单图像路径处理，而多切片上下文则通过多图像路径整合；两者均经过迭代细化，以生成最终的细网格估计。

1) PRBPN编码器

PRBPN编码器从粗网格输入中提取并细化特征，同时编码传播平滑性和局部连续性等物理信息先验。对于目标切片 I_t，通过一个步幅为 1、采用 PReLU 激活的 3×3 卷积块提取初始特征：

$$L_t = \text{ConvBlock}(I_t) \tag{1}$$

对于每个相邻帧 I_{t-k}，像素级差异计算如下：

$$\text{diff}_{t-k} = |I_t - I_{t-k}| \tag{2}$$

随后将这些差异与 I_t 和 I_{t-k}拼接，形成多通道输入，并由另一个卷积块处理，从而得到邻帧特征：

$$M_{t-k} = \text{ConvBlock}(I_t \oplus I_{t-k} \oplus \text{diff}_{t-k}) \tag{3}$$

其中，$\oplus$ 表示拼接操作。

2）差异加权时间融合（DWTF）

DWTF 模块利用由目标切片与其相邻切片之间的像素级差异得出的注意力来聚合相邻切片。对于每个相邻切片 I_{t-k}，计算其与目标切片 I_t 之间的逐像素绝对差异：

$$\text{diff}_{t-k} = |I_t - I_{t-k}| \tag{4}$$

通过对差异$_{t-k}$执行逐通道平均，生成单通道热图:

$$\text{mean_chan}(\text{diff}_{t-k}) = \frac{1}{C}\sum_{c=1}^{C}\text{diff}_{t-k}[c], \tag{5}$$

其中， C 为通道数。随后将该热力图输入一个 3×3 卷积层和 Sigmoid 激活函数，以生成注意力图:

$$\text{attn}_{t-k} = \sigma(\text{Conv}(\text{mean_chan}(\text{diff}_{t-k}))) \tag{6}$$

注意力图用于对差异进行加权，突出信息丰富的区域，并抑制无关或含噪区域。加权差异的计算方式如下:

$$\text{wdiff}_{t-k} = \text{attn}_{t-k} \odot \text{mean_chan}(\text{diff}_{t-k}), \tag{7}$$

其中， $\odot$ 表示逐元素乘法。随后，将所有相邻切片的加权差异聚合起来，为目标切片构建具备上下文感知能力的特征表示。该表示将通过编码器的多切片路径，从而提供更丰富的时间上下文，以实现准确的 RSS预测。

这一过程使模型能够聚焦于感兴趣区域（例如高梯度反射区域），同时抑制噪声或错位信息。随后，通过物理一致性误差反馈对融合后的表示进行细化：将初步的高分辨率估计反投影至粗尺度域，迭代校正其残差，并将更新后的高分辨率估计向前传递。这种端到端校正提升了长距离及几何结构复杂的隧道区段中的重建保真度，同时保持了计算和内存效率，适用于实时或近实时部署。

3) PRBPN解码器

解码器通过循环反投影来确保低分辨率到高分辨率一致性。将临时的高分辨率估计 H_t 投影回粗尺度域，与输入进行比较以形成残差，再由残差块细化，并迭代地向前传递以更新 H_t 。该过程定义如下:

$$H_t = \text{NetE}(L_{t-1}, M_{t-1}; \theta_E) \tag{8}$$

$$L_t = \text{NetD}(H_t; \theta_D) \tag{9}$$

其中，NetE 和 NetD 分别是编码器和解码器函数， θ_E 和 θ_D 是它们的参数。

在反投影循环中，误差 e_t 计算如下:

$$e_t = H_t - L_t \tag{10}$$

该残差经过细化后，以迭代方式加回到 H_t 中:

$$H_t^{(n+1)} = H_t^{(n)} + \text{NetRes}(e_t; \theta_{\text{res}}) \tag{11}$$

最后，通过重建卷积块生成细网格输出:

$$SR_t = \text{ConvBlock}([H_t^{(n)}, H_{t-1}^{(n-1)}, \ldots, H_{t-n}^{(n-n)}]) \tag{12}$$

D. 模型解读与依据

PRBPN 专为隧道传播而设计，受计算资源限制，输入自然是粗分辨率的。直接处理粗网格 PWE 切片，既能保留原生结构，也能避免预先插值引入的伪影。差分加权时序融合通过突出切片间演变中包含有效多径线索的区域，提供自适应且符合物理规律的上下文。投影/反投影机制在预测的高分辨率场与观测到的粗分辨率场之间施加一致性先验，并利用残差校正恢复缺失细节，同时保持局部连续性。形式化地，对于目标I_t 及其邻居 $\{I_{t\pm k}\}$,

$$H_t = f_{\text{dec}}(f_{\text{DWTF}}(f_{\text{enc}}(I_t, \{I_{t\pm k}\}))), \tag{13}$$

通过反投影估计值与粗输入之间的残差驱动迭代更新，从而在长序列和复杂隧道几何形状中促进符合物理规律的细化。

E. 损失函数

PRBPN模型通过预测的高分辨率输出 SR_t 与真实值 HR_t之间的 L_1 损失进行优化，如下所示:

$$\mathcal{L}_{\text{rec}} = \|SR_t - HR_t\|_1 \tag{14}$$

为确保预测场具有物理平滑性，可选地添加总变分（TV）项或梯度惩罚项:

$$\mathcal{L}_{\text{smooth}} = \|\nabla SR_t\|_1 \tag{15}$$

总损失函数为:

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{\text{rec}} + \beta\,\mathcal{L}_{\text{smooth}} \tag{16}$$

其中， β 是一个较小的标量，用于控制平滑性惩罚的权重。

重建损失确保模型最小化预测高分辨率场与真实值之间的差异。加入梯度惩罚项$\mathcal{L}_{\text{smooth}}$可强制预测场保持平滑，这对于连续波传播建模至关重要。它能防止突变，确保场符合物理规律。正则化因子 β 在重建精度与平滑性之间取得平衡。若缺乏平滑性，模型可能会产生不切实际的不连续现象。这些损失项相结合，有助于模型生成既准确又符合物理规律的高分辨率场。

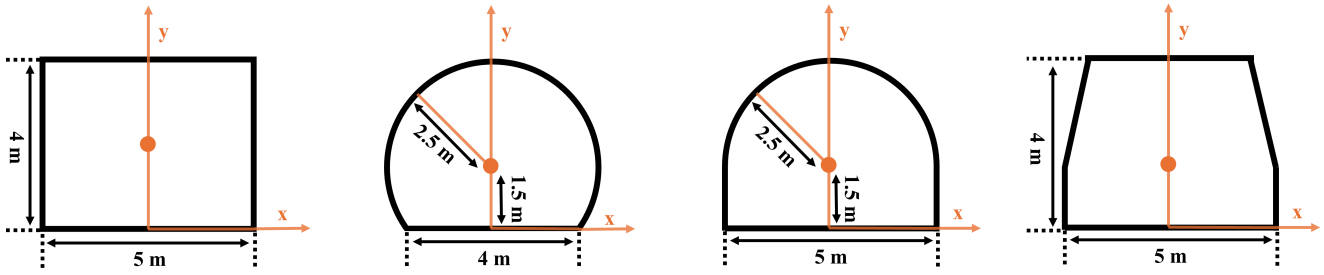


图2。 横截面几何形状 形状：四种隧道类型：(a)矩形，(b)拱形，(c)带垂直侧壁的拱形，以及(d)梯形 al.

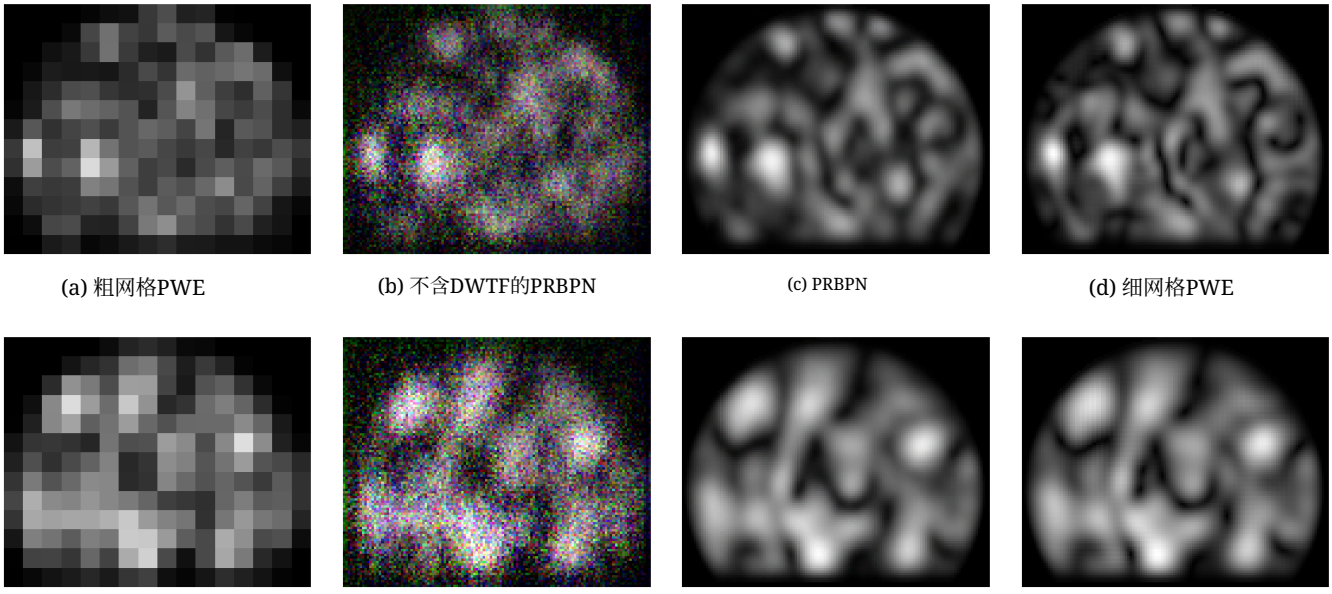


图 3. 拱形隧道中 DWTF 的消融研究：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处不含 DWTF 的 PRBPN，(c) 500米处的 PRBPN，(d) 500米处的细网格PWE，(e) 1000米处的粗网格PWE，(f) 1000米处不含 DWTF 的 PRBPN，(g) 1000米处的 PRBPN，以及 (h) 1000米处的细网格PWE。

表1。 隧道传播模拟的输入参数设置。

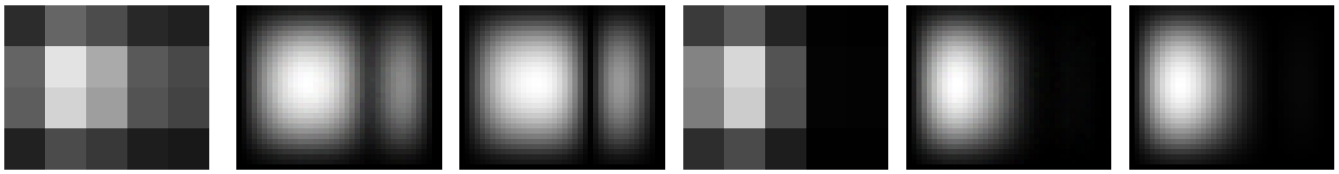
参数	最小值	最大值	增量
形状	1	4	1
f [吉赫]	0.9	5.9	1.0
ϵ_r	5	10	2.5
σ [西门子/米]	{0.001、0.01、0.1}		
x_{TX} [米]	0	2.0	0.2
y_{TX} [米]	0.5	2.5	0.5
x_{RX} [米]	−1.5	1.5	0.15
y_{RX} [米]	0.2	3.2	0.15

III. 数值示例

A. 仿真与数据集生成

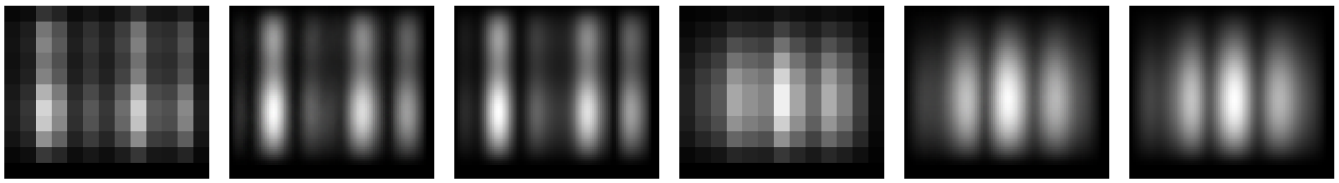
为验证所提出的PRBPN模型，我们采用传统PWE方法，在不同边界条件和天线配置下，对一条1000米 隧道进行数值仿真。训练时考虑了四种具有介电有耗壁的代表性隧道几何形状：矩形隧道（形状1）、拱形隧道（形状2）、具有垂直侧壁的拱形隧道（形状3）以及梯形隧道（形状4）。对应的横截面如图2(a)–(d)所示。在初始横截面处，从位于$(x_{\mathrm{TX}},\ y_{\mathrm{TX}})$的发射天线发射一个振幅为1的高斯波束，其波束宽度设为标准差 3λ。

对于 PWE 仿真，粗网格配置使用 $\Delta x = \Delta y = 3.2\lambda$ 和 $\Delta z = 2\lambda$，而细网格配置使用 $\Delta x = \Delta y = 0.4\lambda$ 和 $\Delta z = 2\lambda$，从而得到



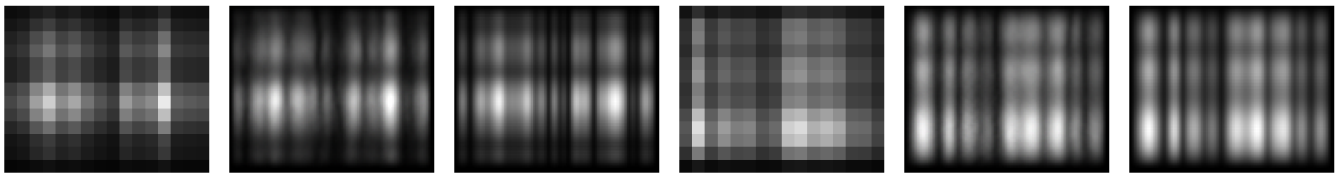
(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE (d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图4. 0.9G条件下矩形隧道结果对比：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的PRBPN，(c) 500米处的细网格PWE，(d) 1000米处的粗网格PWE，(e) 1000米处的PRBPN，以及(f) 1000米处的细网格PWE。



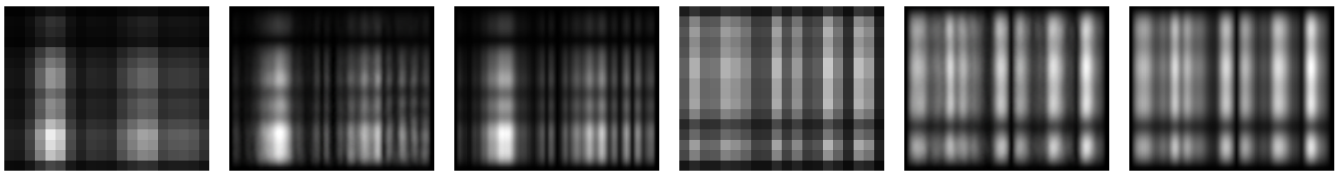
(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE (d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图5. 2.4G下矩形隧道的结果对比：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的PRBPN，(c) 500米处的细网格PWE，(d) 1000米处的粗网格PWE，(e) 1000米处的PRBPN，以及(f) 1000米处的细网格PWE。



(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE (d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图6。 4.9G下矩形隧道的结果对比：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的PRBPN，(c) 500米处的细网格PWE，1000米，(d) 1000米处的粗网格PWE，(e) 1000米处的PRBPN，以及(f) 1000米处的细网格PWE。



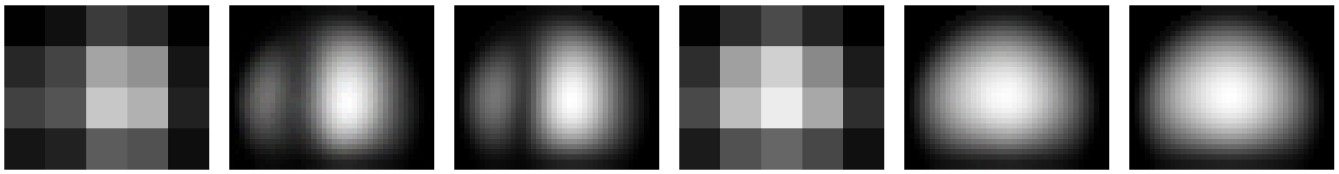
(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE (d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图7。 5.8G下矩形隧道的结果对比：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的PRBPN，(c) 细网格PWE处于500米、（d）1000米处的粗网格PWE、（e）1000米处的PRBPN，以及（f）1000米处的细网格PWE距离。

1:64 的体积解析度比。为尽量减少发射机位置带来的偏差，并严格评估泛化能力，我们将天线位置划分为互不相交的训练和测试配置：训练使用具有 $\mathrm{TX1} \in [0, 1.0]$和 $\mathrm{TX2} \in [0, 1.0]$ 的隧道，而测试使用 $\mathrm{TX1} \in [1.2, 2.0]$ 和 $\mathrm{TX2} \in [2.0, 2.5]$。这种划分避免了空间邻域之间的数据泄漏，并可在更具挑战性的近边缘配置上进行评估。在这些情况下，较大的偏移量会使发射器更靠近侧壁，从而增强掠入射、壁面耦合以及高阶模激励。这些条件会加剧多径效应和衰减不对称性。这些设置能够以高效且符合物理规律的方式解析波前沿隧道的演化。所有输入参数的范围和增量，包括墙体材料属性、天线位置和隧道形状，总结于表1中。该数据集通过对这些组合进行穷举采样构建，以确保隧道传播场景具有广泛的覆盖范围和多样性。

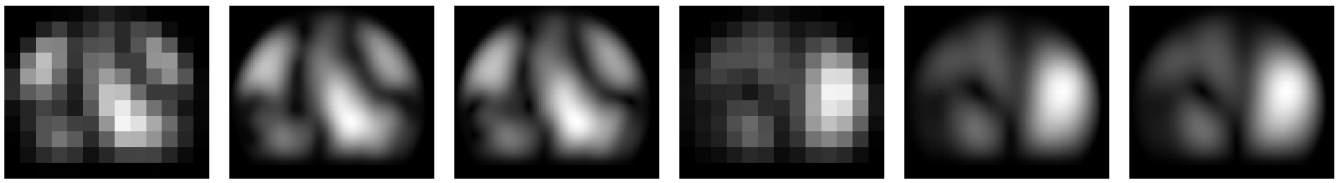
B. 实验指标

模型性能通过四种标准误差指标进行量化，这些指标从互补的角度反映预测保真度：平均绝对误差（MAE）、平均绝对百分比误差（MAPE）、均方根误差（RMSE）和决定系数（R^2）。其定义如下：



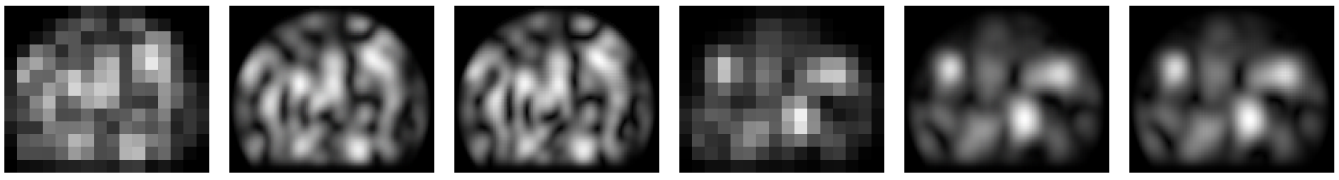
(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE (d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图 8. 0.9G作用下拱形隧道结果对比：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的PRBPN，(c) 500米处的细网格PWE，(d) 1000米处的粗网格PWE，(e) 1000米处的PRBPN，以及(f) 1000米处的细网格PWE。



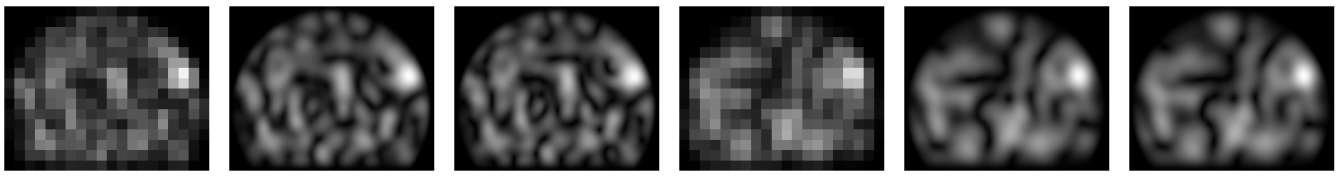
(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE (d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图9. 2.4G下拱形隧道的结果对比：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的PRBPN，(c) 500米处的细网格PWE，(d) 1000米处的粗网格PWE，(e) 1000米处的PRBPN，以及(f) 1000米处的细网格PWE。



(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE (d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图10. 结果比较 4.9G下拱形隧道的结果：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的PRBPN，(c) 500米处的细网格PWE，(d) 1000米处的粗网格PWE，(e) PRB 1000米处的PN，以及（f）1000米处的细网格PWE。



（a）粗网格PWE （b）PRBPN （c）细网格PWE （d）粗网格PWE （e）PRBPN (f) 细网格PWE

图 11. 5.8G 下拱形隧道结果对比：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的PRBPN，(c) 500米处的细网格PWE，(d) 1000米处的粗网格PWE，(e) 1000米处的PRBPN，以及 (f) 1000米处的细网格PWE。

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|y_i - \hat{y}_i\right|, \tag{17}$$

$$\mathrm{MAPE} = \frac{100\%}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right|, \tag{18}$$

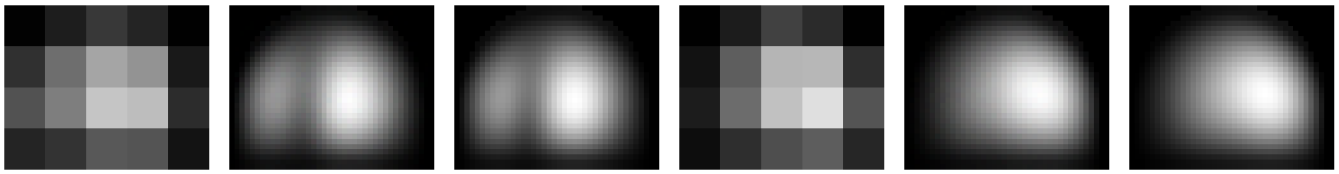
$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(y_i - \hat{y}_i\right)^2}, \tag{19}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(\hat{y}_i - y_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\left(y_i - \bar{y}\right)^2}. \tag{20}$$

其中， y_i 表示参考接收功率（来自精细网格 PWE 仿真或测量），$\hat{y}_i$ 表示 PRBPN 的预测值， $\bar{y}$ 是 $\{y_i\}_{i=1}^{N}$的均值， N是采样时空点的数量。式（17）–（20）分别全面评估绝对误差、相对误差、误差离散度和解释方差。

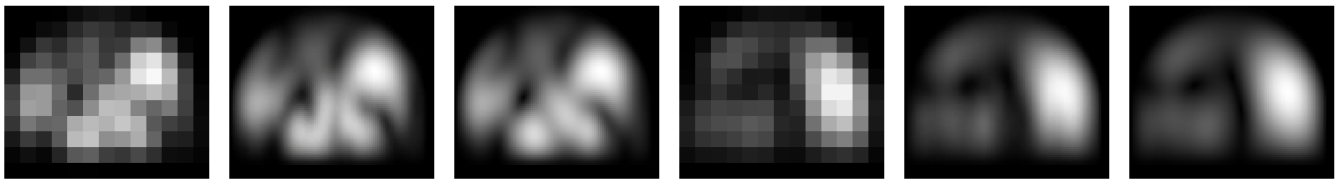
C. 差异加权时间融合（***DWTF***）消融研究

为展示所提出的差异加权时间融合（DWTF）模块的必要性和有效性，我们通过移除 DWTF 进行消融研究，



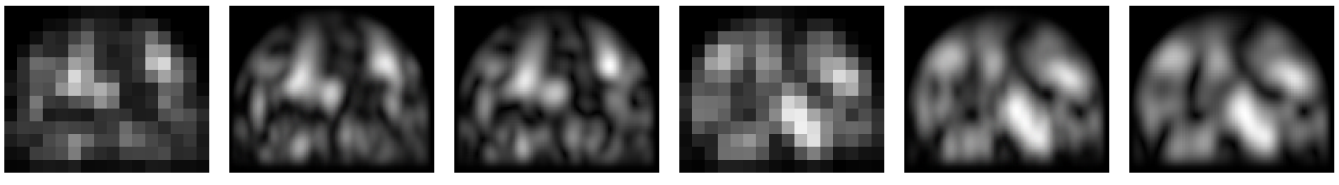
(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE (d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图12. 4.9G下带垂直侧壁的拱形隧道的结果比较：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的PRBPN，(c) 500米处的细网格PWE，(d) 1000米处的粗网格PWE，(e) 1000米处的PRBPN，以及(f) 1000米处的细网格PWE。



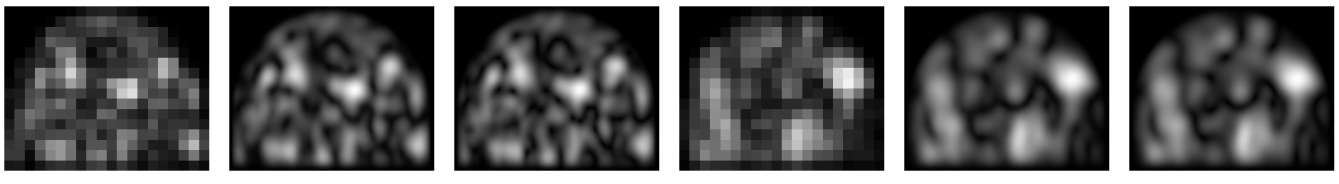
(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE (d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图 13. 2.4G条件下拱形隧道垂直侧壁的结果对比：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的PRBPN，(c) 500米处的细网格PWE，(d) 1000米处的粗网格PWE，(e) 1000米处的PRBPN，以及(f) 1000米处的细网格PWE。



(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE (d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图 14. 4.9G 条件下拱形隧道与垂直侧壁的结果对比：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的 PRBPN，(c) 500米处的细网格PWE，1000米处的粗网格PWE，(e) 1000米处的 PRBPN，以及1000米处的细网格PWE。



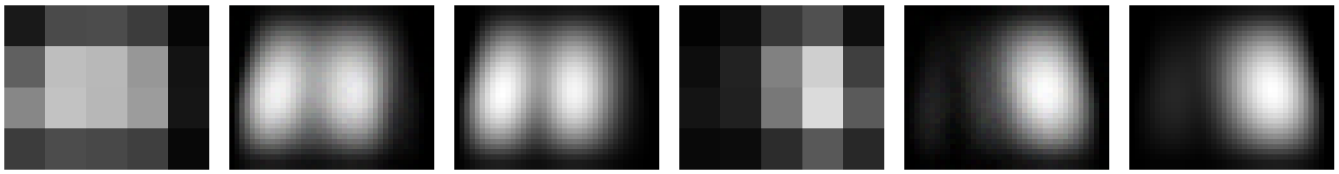
(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE (d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图15. 5.8G条件下拱形隧道垂直侧壁的结果比较：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的PRBPN，(c) 500米处的细网格PWE、(d) 1000米处的粗网格PWE、(e) 1000米处的PRBPN，以及(f) 1000米距离处的细网格PWE。

同时保持其他所有组件（编码器、迭代投影/反投影细化、损失函数等）不变。图 3 展示了 5.8 GHz 下一个具有代表性的梯形隧道的定性对比结果。

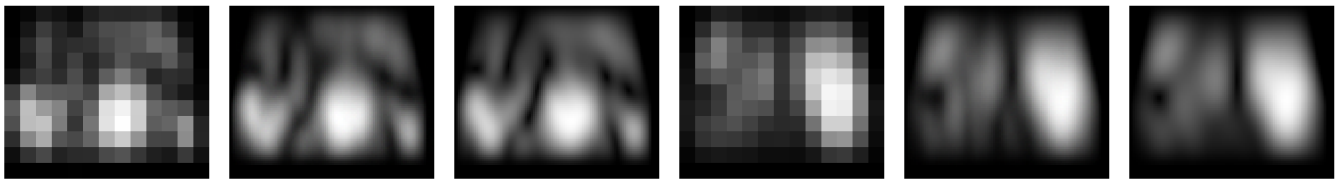
如图3所示，由于空间分辨率不足，粗网格PWE输入（a）、（e）存在严重的块状伪影，多径图样也较为模糊。采用DWTF的完整PRBPN（b）、（f）在500米和1000米处均成功恢复了沿倾斜墙壁的清晰反射路径、精细的模态结构和准确的能量分布，与精细网格PWE参考结果（d）、（h）高度吻合。相比之下，不采用DWTF的PRBPN（c）、（g）产生了明显的伪振荡、隧道边界附近失真的高强度区域；而且在更远距离处，更明显地出现了重影伪影，同时中心能量分布过度平滑。

DWTF 的优势源于其基于物理原理的设计：隧道中的电磁波传播是一个由抛物波方程支配的平滑连续过程，有意义的时空变化集中在多径相互作用强烈的区域（墙面反射、模态耦合）。DWTF 通过计算逐像素差异，并直接根据这些物理变化生成注意力图，无需显式进行光流估计或使用大量循环状态，便能自然地使网络关注与传播相关的线索。它将重建伪影减少了 10–20%（见第 II 节），同时还



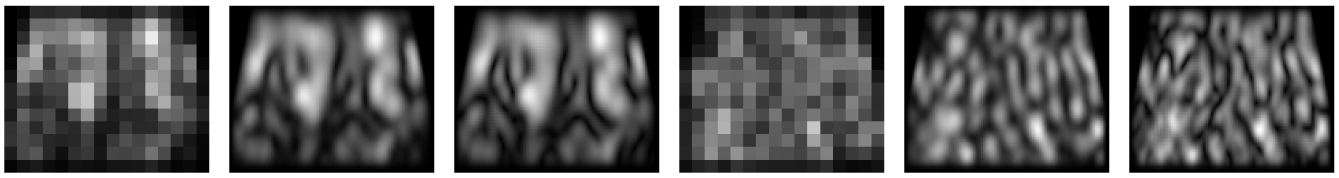
(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE (d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图16. 0.9G条件下梯形隧道结果对比：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的PRBPN，(c) 500米处的细网格PWE，(d) 1000米处的粗网格PWE，(e) 1000米处的PRBPN，以及(f) 1000米处的细网格PWE。



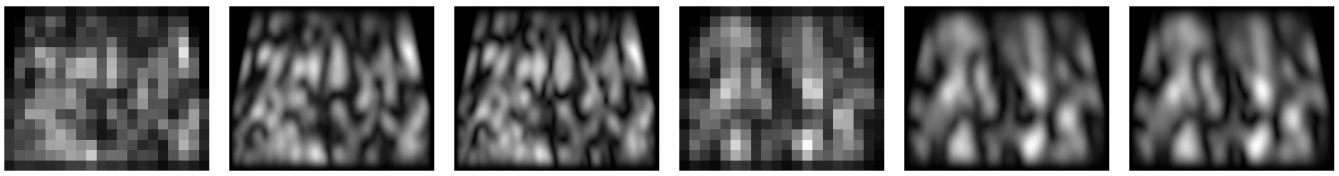
(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE (d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图17. 2.4G下梯形隧道的结果比较：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的PRBPN，(c) 500米处的细网格PWE，(d) 1000米处的粗网格PWE，(e) 1000米处的PRBPN，以及(f) 1000米处的细网格PWE。



(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE (d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图184.9G下梯形隧道结果对比：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的PRBPN，(c) 500米处的细网格PWE，500米处，(d) 1000米处的粗网格PWE，(e) 1000米处的PRBPN，以及(f) 1000米处的细网格PWE。



(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE (d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图19. 5.8G条件下梯形隧道结果对比：(a) 500米处的粗网格PWE，(b) 500米处的PRBPN，(c) 细网格PWE位于500米、(d) 1000米处的粗网格PWE、(e) 1000米处的PRBPN，以及 (f) 1000米处的细网格PWE。

提高了训练稳定性和数据效率，为数据稀缺条件下的高频隧道传播建模场景带来了重要优势。

D. 对比实验

为评估所提出的PRBPN模型在各种隧道配置和载波频率下的有效性，采用基于细网格PWE方法的高分辨率仿真作为参考真实值。

实验涵盖了四种隧道横截面几何形状，如图 2 所示。对于每种几何形状，均在四种具有代表性的载波频率下进行仿真，分别为 0.9 GHz、2.4 GHz、4.9 GHz 和 5.8 GHz，以评估模型在不同电磁场景下的泛化能力。在每种频率下，评估四种不同的发射机位置，以进一步检验鲁棒性。图 4–19 对比了隧道中距起始截面 500 m 和 1000 m 处选定横截面的 RSS分布。可以看出，PRBPN 的预测结果与细网格PWE仿真结果高度吻合。

图 4–19 对比了隧道内距起始截面 500 m 和 1000 m 处所选横截面的 RSS 分布。可以看出，PRBPN 的预测结果与细网格 PWE 仿真结果高度吻合。

采用四种标准指标进行定量评估：平均绝对误差、平均绝对百分比误差、均方根误差和 R^2。每个数据集包含 80 个隧道数据点，结果为所有样本的平均值。表 2–5 展示了 PRBPN 在不同隧道几何形状和频率下的性能。结果表明，PRBPN 始终表现出色，在所有测试配置和频率下，R^2 值均超过 0.85，且平均绝对误差值处于合理范围内。值得注意的是，PRBPN 在较低频率下表现最佳，准确率始终高于 90%。

PRBPN 凭借其物理信息设计所嵌入的强归纳偏置，展现出卓越的数据效率，仅需 10–20 对粗/细样本即可达到具有竞争力的精度。通过将纵向波演化建模为短视频序列，并执行多帧到单帧预测，该网络利用电磁传播固有的时间平滑性来引导学习，无需大量数据集。迭代投影/反投影细化通过误差反馈确保低分辨率与高分辨率之间的一致性，从而保证能量守恒与传播连续性，同时促进稳定训练。此外，差异加权时间融合模块利用注意力聚焦于多径信息区域，聚合相邻切片，在高效捕捉复杂相互作用的同时抑制噪声和伪影。基于物理的先验与时间上下文相结合，使 PRBPN 能够在不同隧道几何形状和频率下实现稳健泛化。仿真结果表明，即使在长距离传播场景中，使用少至 16 对训练样本也能获得高保真重建。

表 2. 矩形隧道不同频率下 PRBPN 的性能。

指标	f = 0.9 吉赫	f = 2.4 吉赫	f = 4.9 吉赫	f = 5.8 吉赫
MAE	0.8587	1.3578	2.7066	1.4913
MAPE	2.27%	3.00%	3.60%	2.90%
RMSE	1.8183	3.4699	3.2524	3.1616
R^2	0.9753	0.9044	0.8759	0.8950

表 3. 拱形隧道在不同频率下的 PRBPN 性能。

指标	f = 0.9 吉赫	f = 2.4 吉赫	f = 4.9 吉赫	f = 5.8 吉赫
MAE	0.3103	0.5947	0.9808	1.0676
MAPE	1.19%	1.74%	2.53%	2.57%
RMSE	0.8053	1.6224	2.0098	2.2177
R^2	0.9913	0.9280	0.8843	0.8607

IV. 应用：中央高原隧道

为进一步证实所提出的 PRBPN 框架的工业适用性和稳健性，我们使用实测数据开展了工程验证。

表 4. 拱形隧道（带垂直侧壁）在不同频率下的 PRBPN 性能。

指标	f = 0.9 吉赫	f = 2.4 吉赫	f = 4.9 吉赫	f = 5.8 吉赫
MAE	0.5385	0.5472	1.0877	0.9984
MAPE	1.72%	1.42%	2.37%	2.17%
RMSE	1.1431	1.4623	2.2083	2.1878
R^2	0.9922	0.9488	0.8586	0.8669

表 5. PRBPN 在不同频率下对梯形隧道的性能。

指标	f = 0.9 吉赫	f = 2.4 吉赫	f = 4.9 吉赫	f = 5.8 吉赫
MAE	0.7304	0.8067	1.2313	1.3241
MAPE	2.40%	2.12%	2.72%	2.74%
RMSE	1.3641	1.7921	2.3434	2.5036
R^2	0.9833	0.9414	0.8672	0.8505

这些数据采集自法国中央高原隧道 [31]。如图 20 所示，该隧道是一个狭长的封闭环境，主要由大型石块和钢筋混凝土建成。

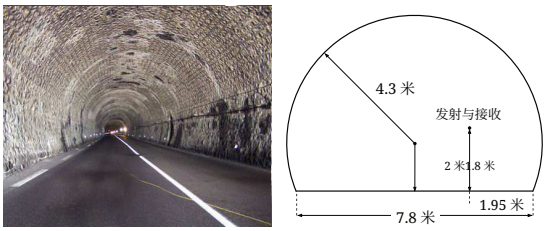


图20. 法国中央高原隧道的横截面几何形状及现场照片。

隧道边界材料的相对介电常数为 $\varepsilon_r = 5$，电导率为$\sigma = 0.01\mathrm{S/m}$。考虑两种工作频率：0.9吉赫 和 2.1 吉赫。训练期间使用的仿真设置汇总于表6。鉴于工作频率相对较低，且与第三节中的合成案例相比，接收信号的空间变化相应更加平滑，为提高效率，我们采用了较大的空间尺度因子。高分辨率 PWE 仿真采用 $\Delta x = \Delta y = 0.4\lambda$ 和 $\Delta z = 2\lambda$，如前所述。对于粗网格配置，离散化参数为 $\Delta x = \Delta y = 3.2\lambda$ 和 $\Delta z = 2\lambda$，与先前的配置保持一致。

预测性能如图21所示，其中将PRBPN的接收功率分布与精细网格PWE参考结果进行了比较。与合成验证结果一致，PRBPN与真实值高度吻合，并能准确捕捉远距离传播特性。从定量结果来看，表7显示，在这一真实环境中，PRBPN在两个频率下均实现了高保真性能。在0.9吉赫下，模型实现了平均绝对误差 $= 0.4192$、平均绝对百分比误差 $= 1.32\%$、均方根误差 $= 1.2544$，以及

表 6. 中央高原隧道传播仿真的输入参数设置。

参数	最小值	最大值 增量	
f [吉赫]	0.9	2.1	1.2
x_{TX} [米]	0	2.0	0.5
y_{TX} [米]	0.5	3.0	0.5
z [米]	0	2500	0.25
x_{RX} [米]	−1.5	1.5	0.15
y_{RX} [米]	0.2	3.2	0.15

$R^2 = 0.9780$，表明其与精细网格PWE参考结果几乎完全一致。在2.1吉赫下，由于波长较短，多径和衰减现象更加明显，PRBPN仍保持了较高的准确性，其平均绝对误差 $= 0.4947$、平均绝对百分比误差 $= 1.22\%$、均方根误差 $= 1.4903$，以及 $R^2 = 0.9520$。这些结果体现了该模型捕捉传播动态并适应不同电磁环境的能力。

图22和图23给出了详细的横截面对比。在1250米和2500米处，PRBPN重建结果（子图(b)和(e)）准确再现了细网格PWE结果（子图(c)和(f)）中观察到的能量集中区域、壁面反射路径和高阶模态模式；相比之下，粗网格输入（子图(a)和(d)）明显模糊，并受到数值伪影的污染。值得注意的是，在远端2500 米 截面，PRBPN恢复了精细纹理和衰减梯度，其误差远低于粗网格仿真结果，凸显了其在复杂真实隧道中可靠的远距离保真度。

值得注意的是，这些结果是在数据稀缺情形下获得的：对于每个频率，训练仅使用4对粗网格/细网格隧道。观测到的性能提升得益于DWTF 模块对多径信息区域进行注意力加权融合，以及迭代投影/反投影机制；该机制能够在不依赖大规模训练语料库的情况下，实施物理一致性误差校正。

表7。 中央高原隧道在两种频率下的 PRBPN 性能。

指标	$f = 0.9$ 吉赫	$f = 2.1$ 吉赫
MAE	0.4192	0.4947
MAPE	1.32%	1.22%
RMSE	1.2544	1.4903
R^2	0.9780	0.9520

V. 结论

本文提出了PRBPN，这是一种物理信息驱动的递归反投影框架，可根据粗网格PWE输入快速、准确地进行隧道传播建模。该框架利用差分加权时序融合和迭代

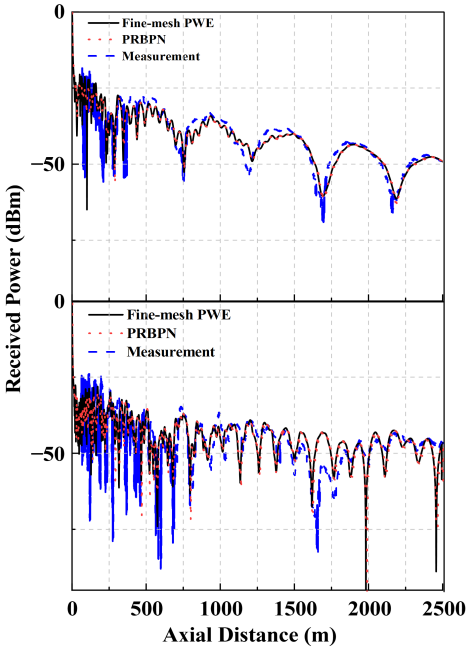
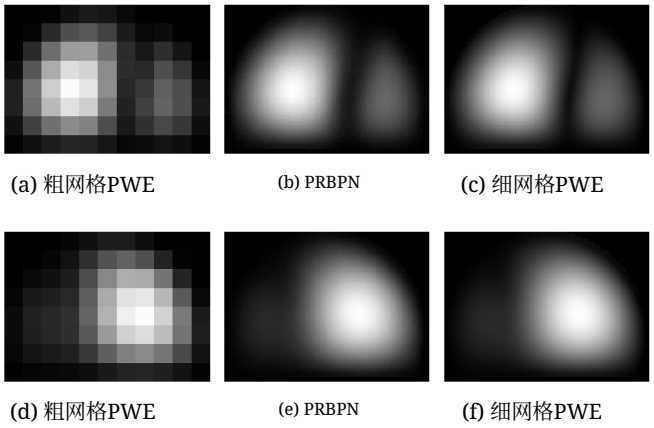


图21. 中央高原隧道沿线在0.9吉赫和2.1吉赫下的接收功率分布对比。

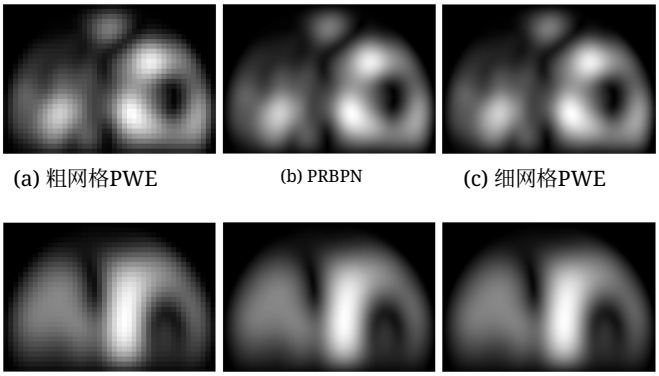


(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE

(d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图22. 0.9G条件下MassifCentral隧道的结果比较：(a) 1250米处的粗网格PWE，(b) 1250米处的PRBPN，(c) 1250米处的细网格PWE，(d) 2500米处的粗网格PWE，(e) 2500米处的PRBPN，以及(f) 2500米处的细网格PWE。

通过用于低分辨率到高分辨率一致性的迭代投影/反投影，PRBPN 无需预先进行上采样阶段，即可重建细网格 RSS 场，并具有很高的数据效率。在四种具有代表性的隧道横截面和四种载波频率下，PRBPN 的结果与细网格 PWE 参考结果高度吻合，MAE/MAPE/RMSE 始终较低，且 R^2 较高。对法国中央高原隧道的真实场景验证进一步证实了其鲁棒性：每种频率仅使用 4 对粗/细样本进行训练，PRBPN 在 0.9 和 2.1 吉赫下均保持了较高的保真度。



(a) 粗网格PWE (b) PRBPN (c) 细网格PWE

(d) 粗网格PWE (e) PRBPN (f) 细网格PWE

图23. 2.1G频段下中央高原隧道结果对比：(a) 1250米处的粗网格PWE，(b) 1250米处的PRBPN，(c)1250米处的细网格PWE，(d) 2500米处的粗网格PWE，(e) 2500米处的PRBPN，以及(f) 2500米处的细网格PWE。

参考文献

[1] J. Farooq 和 J. Soler，“用于基于通信的列车控制 (CBTC) 的无线电通信：教程与综述”，*IEEE* 通信调查与教程，第 19 卷，第 3 期，第 1377–1402 页，2017 年。[2] M. A. Samad、S.-W. Choi、C.-S. Kim 和 K. Choi，“隧道环境中的波传播建模技术：综述”，*IEEE Access*，第 11 卷，第 2199–2225 页，2023 年。[3] R. Liu、M. Hua、K. Guan、X. Wang、L. Zhang、T. Mao、D. Zhang、Q. Wu 和 A. Jamalipour，“6G赋能的先进交通系统”，*IEEE* 智能交通系统汇刊，第 25 卷，第 9 期，第 10 564–10 580 页，2024 年。[4] K. Wu 、 Q. Zhao、Z. Feng、Y. Mu、H. Qin、X. Zhang 和 X. Zhang，“利用深度强化学习对基于通信的列车控制系统中的无线接入点部署进行智能优化”，2025 年。[5] H. Qin、Z. Wu、Y. Liu、X. Zhang 和 X. Zhang，“基于深度强化学习的雨天环境中蜂窝连接无人机物理驱动轨迹设计”，*IEEE* 智能交通系统汇刊，第 26 卷，第 7 期，第 10 320–10 335 页，2025 年。[6] K. Guan、Z. Zhong、B. Ai、R. He、B. Chen、Y. Li 和 C. Briso-Rodr´ıguez，“完整的隧道传播模型”，*IEEE* 天线与无线传播快报，第 12 卷，第 741–744 页，2013 年。[7] D. Suo、J. Moore、M. Boesch、K. Post 和 S. E. Sarma，“缓解网联与自动驾驶车辆网络威胁的基于位置方案：综述与设计框架”，*IEEE* 智能交通系统汇刊，第 23 卷，第 4 期，第 2919–2937 页，2022 年。[8] B. Ai 、 X. Cheng 、 T. K¨urner、Z.-D. Zhong、K. Guan、R.-S. He、L. Xiong、D. W. Matolak、D. G. Miclson 和 C. Briso-Rodriguez，“高速铁路无线通信面临的挑战”，*IEEE* 智能交通系统汇刊，第 15 卷，第 5 期，第 2143–2158 页，2014 年。[9] R. He、Z. Zhong、B. Ai、J. Ding、Y. Yang 和 A. F. Molisch，“ 高速铁路路堑场景中的短期衰落特性：测量、分析与统计模型”，*IEEE* 天线与传播汇刊，第 61 卷，第 4 期，第 2209–2222 页，2013 年。[10] Z. He、T. Su、H.-C. Yin 和 R.-S. Chen，“利用抛物方程对复杂气象环境中的隧道波传播进行建模”，*IEEE* 天线与传播汇刊，第 66 卷，第 12 期，第 6629–6634 页，2018 年。[11] H. Qin 和 X. Zhang，“基于稀疏傅里叶变换的分步抛物方程法：隧道中高效的无线电波传播建模”，*IEEE* 天线与无线传播快报，第 22 卷，第 10 期，第 2442–2446 页，2023 年。[12] L. Zhou、C. Liao、X. Xiong、Q. Zhang 和 D. Zhang，“抛物方程模型的交替方向分解方案与误差分析”，*IEEE* 天线与传播汇刊，第 65 卷，第 5 期，第 2547–2557 页，2017 年。[13] O. Ozgun、G. Apaydin、M. Kuzuoglu 和 L. Sevgi，“PETOOL：基于 MATLAB 的单向与双向分步抛物方程用于复杂地形传播的计算工具”，*IEEE* 天线与传播汇刊，第 59 卷，第 8 期，第 2638–2654 页，2011。[14] H. Qin 和 X. Zhang，“用于隧道传播建模的有限差分与分步抛物方程方法比较分析，”《*IET*微波、天线与传播》，vol. 18, no. 2, pp. 59–72, 2024. [15] H. Xu, J. Wang, K. Wu, Q. Zhao, H. Qin, X. Zhang, and X. Zhang, “基于时间注意力单元的机器学习模型：用于隧道中高效的无线电波传播预测，” in *2025 IEEE MTT-S*国际无线电研讨会 *(IWS)*, 2025, pp. 1–3. [16] S. Huang, H. Qin, and X. Zhang, “基于频率转换的隧道中高效抛物方程驱动CNN传播模型，” *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 72, no. 7, pp. 6024–6031, 2024. [17] H. Qin, X. Zhang, W. Hou, and X. Zhang, “利用稀疏矩阵的快速抛物波方程到达时间估计，” *IEEE Antennas and Wireless Propag. Lett.*, vol. 24, 665, 2025 3, 661no. pp. – .[18] Q. Zhang, B. Zhang, Y. Mu, H. Qin, X. Zhang, and X. Zhang, “用于长距离隧道无线电波传播建模的高精度动态堆叠残差LSTM，” *IEEE Antennas and Wireless Propag. Lett.*, pp. 1–5, 2025. [19] S. Liu, T. Onishi, M. Taki, and S. Watanabe, “基于图神经网络的通用室内传播模型，” *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 71, no. 7, pp. 6098–6110, 2023. [20] A. Seretis and C. D. Sarris, “无线电波传播建模机器学习技术概述，” *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 70, no. 6, pp. 3970–3985, 2022. [21] H. Li, X. Chen, K. Mao, Q. Zhu, Y. Qiu, X. Ye, W. Zhong, and Z. Lin, “联合利用射线追踪和测量数据的深度神经网络空地路径损耗预测，” *Comput. Commun.*, vol. 196, 276, 2022 268pp. – .[22] B. Hua, H. Ni, Q. Zhu, C.-X. Wang, T. Zhou, K. Mao, J. Bao, and X. Zhang, “考虑姿态变化和机身散射效应的无人机对地通信信道建模，” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 71, no. 5, pp. 3103–3116, 2023. [23] S. M. Aldossari and K. C. Chen, “无线通信信道建模中的机器学习：综述，” *Wirel. Pers. Commun.*, vol. 106, pp. 41–70, March 2019. [24] S. Bakirtzis, J. Chen, K. Qiu, J. Zhang, and I. Wassell, “EM deepray：一种高效、通用且逼真的数据驱动室内传播模型，” *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 70, no. 6, pp. 4140– 4154, 2022. [25] C. Huang, R. He, B. Ai, A. F. Molisch, B. K. Lau, K. Haneda, B. Liu, C.-X. Wang, M. Yang, C. Oestges, and Z. Zhong, “人工智能赋能的无线电传播通信——第二部分：场景识别与信道建模，” *IEEETrans. Antennas Propag.*, vol. 70, no. 6, pp. 3955–3969, 2022. [26] S. Wang, S. Huang, H. Wu, H. Qin, and X. Zhang, “用于隧道中无线电波传播的矢量抛物方程驱动CNN模型，” in *IEEE Int. Symp. on Antennas Propag. and USNC-URSI Radio Sci. Meeting (APS/URSI)*, 2022, pp. 1912–1913. [27] A. Seretis and C. D. Sarris, “人工智能驱动的无线传播模型及其应用，” in *2021 Int. Appl. Comput. Electromagn. Soc. Symp. (ACES)*, 2021, pp. 1–3. [28] K. Wu, K. Ni, H. Xu, J. Wang, H. Qin, X. Zhang, and X. Zhang, “用于隧道无线电波传播建模的通用物理信息长程注意力网络，” *IEEE Trans. Microw. Theory Techn.*, pp. 1–13, 2025. [29] Y. Zhou, H. Wu, Y. Mu, H. Qin, X. Zhang, and X. Zhang, “利用稀疏线测量进行隧道传播建模的物理约束Inc-GAN，” 2025. [在线]. Available: https://arxiv. org/abs/ 2510 03019 . S. [30] Huang, H. Qin, W. Hou, X. Zhang, and X. Zhang, “用于不规则地形传播的通用物理引导卷积神经网络，” *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 73, no. 6, pp. 3975– 3985, 2025. [31] D. G. Dudley, M. Lienard, S. F. Mahmoud, and P. Degauque, “隧道中的无线传播，” *IEEE Antennas Propag. Mag.*, vol. 49, no. 2, pp. 11–26, 2007.