

# 神经渲染--分层采样 (Hierarchical Volume Sampling) 机制与传统光追加速结构的关联性

根据论文第5.2节和附录描述的分层采样 (Hierarchical Volume Sampling) 机制，其与传统光线追踪加速结构的关联性可通过以下框架解读：

## 一、分层采样的核心思想（论文5.2节）

### 1. 问题背景：

- 均匀采样 (Uniform Sampling) 在空区域 (如自由空间或被遮挡区域) 效率低下。
- 传统体渲染需密集采样 (每射线  $N_c = 64$  个点)，但大量采样点对最终渲染贡献微乎其微。

### 2. 解决方案：

#### ○ 两级网络架构：

- 粗网络 (Coarse Network)：均匀采样  $N_c$  个点，估计权重分布  $w_i$  (公式5)。

$$\hat{C}_c(\mathbf{r}) = \sum_{i=1}^{N_c} w_i c_i, \quad w_i = T_i(1 - \exp(-\sigma_i \delta_i)). \quad (5)$$

- 细网络 (Fine Network)：根据  $w_i$  构建概率密度函数 (PDF)，通过逆变换采样 (Inverse Transform Sampling) 抽取  $N_f$  个新样本点 (偏向高权重区域)。

- 混合渲染：联合  $N_c + N_f$  个点计算最终颜色  $\hat{C}_f(\mathbf{r})$  (公式3)。

$$\hat{C}(\mathbf{r}) = \sum_{i=1}^N T_i(1 - \exp(-\sigma_i \delta_i)) \mathbf{c}_i, \text{ where } T_i = \exp\left(-\sum_{j=1}^{i-1} \sigma_j \delta_j\right), \quad (3)$$

### 3. 物理本质：

- 权重  $w_i = T_i(1 - \exp(-\sigma_i \delta_i))$  表示射线段对像素颜色的贡献度。
- 通过  $\hat{w}_i = w_i / \sum w_j$  归一化得到概率密度函数 (PDF)，实现**重要性采样 (Importance Sampling)**。

## 二、与传统光线追踪加速结构的共性

维度	传统光线追踪加速结构	NeRF分层采样
----	------------	----------

<b>核心目标</b>	减少无效光线求交计算	避免低贡献区域的密集采样
<b>空间划分</b>	基于场景几何 (BVH/KD-Tree/包围盒)	基于辐射场权重分布 (隐式概率建模)
<b>动态适应性</b>	静态场景预计算加速结构	实时优化采样分布 (端到端训练)
<b>关键思想</b>	<b>空间剔除 (Culling)</b> : 跳过空区域	<b>贡献加权采样</b> : 聚焦高重要性区域

**共同哲学**: 通过预判"有贡献区域"减少无效计算。

### 三、与传统加速结构的核心差异

特性	传统光线追踪加速结构	NeRF分层采样
<b>数据依赖</b>	依赖显式几何 (三角网格/SDF)	依赖神经辐射场 $\sigma, \mathbf{c}$ 预测
<b>构建方式</b>	预计算离线结构 (不可微)	实时优化采样PDF (可微分)
<b>处理对象</b>	不透明表面 (二值遮挡)	半透明介质 (连续体密度)
<b>采样粒度</b>	物体/多边形级别剔除	射线分段级重要性采样
<b>实时性约束</b>	需低延迟响应	容忍训练时高计算 (渲染时采样点固定)

### 四、技术本质对比

#### 1. 传统加速结构:

- 空间索引**: 将几何空间划分为树状结构 (KD-Tree/BVH)，通过遍历跳过空节点。
- 示例**: 在渲染墙壁时跳过墙后的家具 (遮挡剔除)。

#### 2. NeRF分层采样:

- 渲染驱动优化**: 利用粗网络生成权重函数  $w_i(t)$ ，对积分域重新参数化：  

$$t_{\text{new}} \propto \int_{t_n}^t w_i(s) ds$$

- 效果示例：在渲染透明物体（如水母）时，自动聚焦于密度突变区域（见论文图5中Lego模型的齿轮部分）。



### 3. NeRF的瓶颈：

分层采样仍要遍历所有粗样本点。当处理复杂遮挡时，Hierarchical NeRF等后续工作通过引入显式几何表示来进一步优化，这恰恰融合了传统图形学的空间划分思想。

### 五、实验验证（表2）

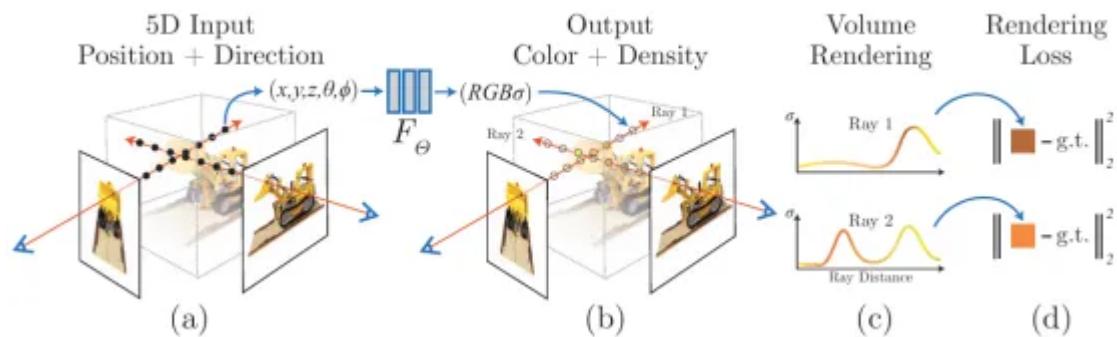
论文表2显示：

- 移除分层采样**（行4）： $N_c = 256$  （无细网络） $\rightarrow$  PSNR下降0.95 ( $31.01 \rightarrow 30.06$ )，SSIM下降0.009。
- 保留分层采样**（行9）： $N_c = 64 + N_f = 128$   $\rightarrow$  性能显著优于均匀采样。

### 六、图形学视角总结

维度	传统光线追踪加速	NeRF分层采样
优化对象	求交计算量	体渲染积分采样量
数学工具	计算几何（空间划分）	概率统计（重要性采样）
可微性	不可微	可微（支撑端到端优化）
创新性	工程导向（硬件加速）	算法-渲染耦合（隐式场景建模）

**本质差异：**传统加速依赖**预定义几何结构**，而NeRF通过**辐射场权重分布**实现自适应性采样，二者分别解决“几何遮挡”与“介质贡献度”问题。分层采样的核心突破在于将**概率密度建模嵌入可微渲染流程**，形成动态优化闭环（见论文图2）。



总的来说，共性的核心在于“减少无效采样”的目标导向。差异则体现在三个方面：其一，传统加速依赖预构建数据结构，NeRF在训练过程中动态优化采样；其二，BVH等加速结构处理不透明表面，NeRF处理半透体质素；其三，传统方法追求确定性剔除，NeRF的概率性采样会保留低贡献区域的基础样本。