

# 论文笔记：D-NeRF:Neural Radiance Fields for Dynamic Scenes

## 中文标题：针对动态场景的神经辐射场

(本文只介绍与NeRF不同的知识点)

发布会议：CVPR2021

### 问题

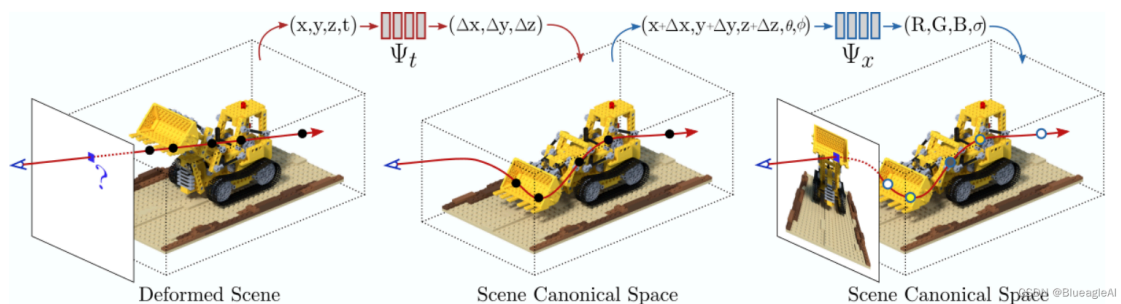
- NeRF仅针对静态场景，从不同帧（视角下）重建相同的空间位置。

### 创新点

- 将时间作为系统的输入
- 将训练分为两个阶段：
  - **阶段1**：将任意时间上的场景编码到规范场景上  $(x, y, z, t) \rightarrow (\Delta x, \Delta y, \Delta z)$
  - **阶段2**：回归出任意时间上的场景  $(x + \Delta x, y + \Delta y, z + \Delta z, \theta, \phi)$
- 使用  $(\theta, \phi, t)$  来控制场景视角及时间

### 思路：

- **前提假设**：场景中每一个点只能变换位置，不会凭空出现或消失（似乎把适用范围限制在了合成数据集上）
- 训练一个可以在任意时刻隐表示场景并合成新视角的深度学习模型。



### 解决方案：

#### 规范网络 Canonical Network：

- $\Psi_x(x, d) \rightarrow (c, \sigma)$
- 也就是说场景 (scene) 中每一个点都有一个规范 (起始) 位置，这些点可以在不同时变换位置，但绝对不会消失或凭空出现。

#### 变形网络 Deformation Network：

- $\Psi_t(x, t) \rightarrow \Delta x$
- 对于时间场景中的某一点，求得相对于规范场景下的变形量  $\Delta x$ 。

时间参与的渲染:

$$C(p, t) = \int_{h_n}^{h_f} \mathcal{T}(h, t) \sigma(\mathbf{p}(h, t)) \mathbf{c}(\mathbf{p}(h, t), \mathbf{d}) dh, \quad (2)$$

$$\text{where } \mathbf{p}(h, t) = \mathbf{x}(h) + \Psi_t(\mathbf{x}(h), t), \quad (3)$$

$$[\mathbf{c}(\mathbf{p}(h, t), \mathbf{d}), \sigma(\mathbf{p}(h, t))] = \Psi_x(\mathbf{p}(h, t), \mathbf{d}), \quad (4)$$

$$\text{and } \mathcal{T}(h, t) = \exp \left( - \int_{h_n}^h \sigma(\mathbf{p}(s, t)) ds \right). \quad (5)$$

CSDN @BlueagleAI

##参考文献

[1] Pumarola A, Corona E, Pons-Moll G, et al. D-nerf: Neural radiance fields for dynamic scenes[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2021: 10318-10327.