# Per-Gaussian Embedding-Based Deformation for Deformable 3D Gaussian Splatting

- https://arxiv.org/pdf/2404.03613
- https://jeongminb.github.io/e-d3dgs/
- https://github.com/JeongminB/E-D3DGS

#### 概要

- 研究対象は動画のNVS
- 既存研究はdeformable NeRFと同じように各時刻におけるcanonical spaceの3dGSからの差分を NN  $f\left(x,y,z,t\right)$ に学習させるもの
- このdeformationをgaussianごとに持たせるべきという主張
- やったことは以下の3つ
  - 。各時刻におけるcanonical spaceからのdeformationを得るために各gaussianにembeddingを持たせて、それとは別に各時刻ごとにteporal embeddingを持たせる
  - 。 temporal variationsをcoarse deformationとfine deformationに分割
    - coarse deformationは大きくて遅い動きを持つ
    - fine deformationはcoaseがカバーしきれていない早くて細かい動きをもつ
    - per-Gaussian embeddingに対してlocal smoothness regularizationの導入
      - 近くにいるGaussianのembeddingが近くなるようにするための正規化

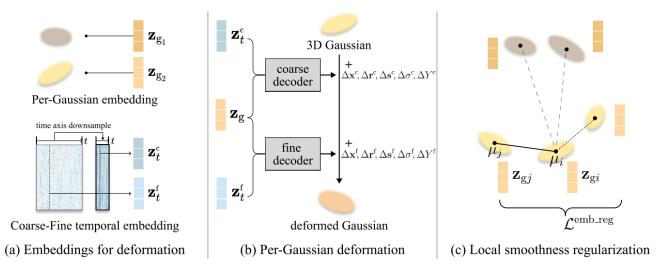
#### 関連研究

- Deforming 3D Canonical Space
  - D-NeRF
  - Nerfies
  - Hyper-NeRF
  - HyperReel
- Dynamic 3D Gaussians
  - 4DGaussians
  - o D3DGS
  - 4DGS

- Latent Embedding on Novel View Synthesis
  - NeRF-W
  - Block-NeRF
  - DyNeRF
  - HyperNeRF
  - Sync-NeRF
- · Considering Spatial Relationship of Gaussians
  - Scaffold-GS
  - SAGS
  - SC-GS
  - GaussianPrediction
  - o Dynamic 3D Gaussians

## 提案手法

提案手法は下図



- ullet 各 ${\sf Gaussian}$ に学習可能な ${\sf embedding}\ z_{q_i}$ を持たせる
- 各フレームごとに学習可能なembedding  $z_t$ を持たせる
- 各フレームのGaussianのパラメータはcanonical gaussianのパラメータにNN  $\mathcal F$ から得られる値を足し合わせることで得られる

$$\mathcal{F}_{\theta}\left(z_{q}, z_{t}\right) = \left(\delta x, \delta r, \delta s, \delta \sigma, \delta Y\right)$$

- xはgaussianの位置, rはrotation quaternion, sはvector for scaling,  $\sigma$ はopacity, YはSH係数
- $z_t$ は実際は $coarse\ z_t^c$ と $fine\ z_t^f$ に分割される
- ullet NNも画像のように2つに分割されて $\mathcal{F}_{ heta_c}(z_g,z_t^c)$ ,  $\mathcal{F}_{ heta_f}\left(z_g,z_t^f
  ight)$ のように使用される
- local smoothness regularizationとして以下のlossを導入

• これにより近いgaussianは近いembeddingを持つ

$$\mathcal{L}^{ ext{emb}_{ ext{reg}}} = rac{1}{k|\mathcal{S}|} \sum_{i \in \mathcal{S}} \sum_{j \in ext{KNN}_{i:k}} \left( w_{i,j} \| z_{gi} - z_{gj} \|_2 
ight)$$

- ここで、 $w_{i,j}=\exp\left(-\lambda_w\|\mu_j-\mu_i\|_2^2
  ight)$ であり $\mu$ はGaussianの位置で $\lambda_w$ とkはハイパラ
- 学習は普通にrenderingしてL1 lossとssim loss

### 英語

• deformation:変形

• decompose:分解する

• polynomial:多項式

• scaffold:足場