



École des Ponts

ParisTech

**Neural
Radiance
Fields
Scene
Synthesis**

Ecole des
Ponts

Dhia Garbaya,
Faissal
Izermine,
Mathis
Wauquiez

Introduction

Interprétation
physique

Architecture

Résultats

Conclusion

Neural Radiance Fields Scene Synthesis

Ecole des Ponts

Dhia Garbaya, Faissal Izermine, Mathis Wauquiez

23 mai 2024



École des Ponts

ParisTech

Neural
Radiance
Fields
Scene
Synthesis

Ecole des
Ponts

Dhia Garbaya,
Faissal
Izermine,
Mathis
Wauquiez

Introduction

Interprétation
physique

Architecture

Résultats

Conclusion

Sommaire

- 1 Introduction
 - Aperçu
 - Idée
- 2 Interprétation physique
- 3 Architecture
- 4 Résultats
- 5 Conclusion

Neural Radiance Fields for View Synthesis

Ben Mildenhall*
UC Berkeley

Pratul P. Srinivasan*
UC Berkeley

Matthew Tancik*
UC Berkeley

Jonathan T. Barron
Google Research

Ravi Ramamoorthi
UC San Diego

Ren Ng
UC Berkeley

* Denotes Equal Contribution

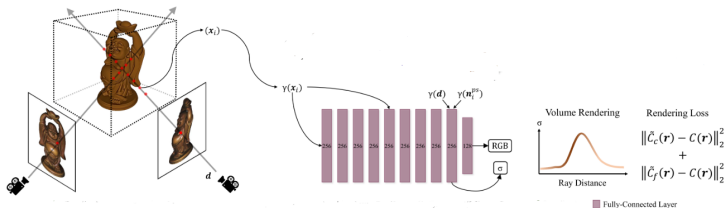


- Les NERFs (2020) utilisent des réseaux de neurones pour synthétiser des vues 3D photoréalistes à partir de données.
- Cette approche capte des détails fins comme les reflets et la translucidité avec une précision remarquable.
- Résultats de pointe : <https://www.matthewtancik.com/nerf>



Idée

- Utiliser des réseaux de neurones pour apprendre la radiance et la densité volumétriques d'une scène à partir de multiples vues.
- Le rendu est basé sur le calcul (différentiable) de l'intégration le long des rayons, afin d'ajuster finement la scène synthétisée.





École des Ponts

ParisTech

Neural
Radiance
Fields
Scene
Synthesis

Ecole des
Ponts

Dhia Garbaya,
Faissal
Izermine,
Mathis
Wauquiez

Introduction

Interprétation
physique

Architecture

Résultats

Conclusion

Sommaire

- 1 Introduction
- 2 Interprétation physique
 - La transmittance T
 - La densité σ
- 3 Architecture
- 4 Résultats
- 5 Conclusion



École des Ponts

ParisTech

Neural
Radiance
Fields
Scene
Synthesis

Ecole des
Ponts

Dhia Garbaya,
Faissal
Izermine,
Mathis
Wauquiez

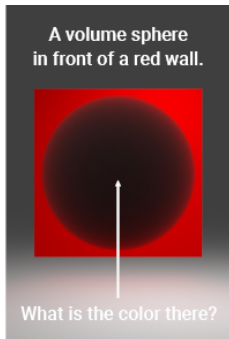
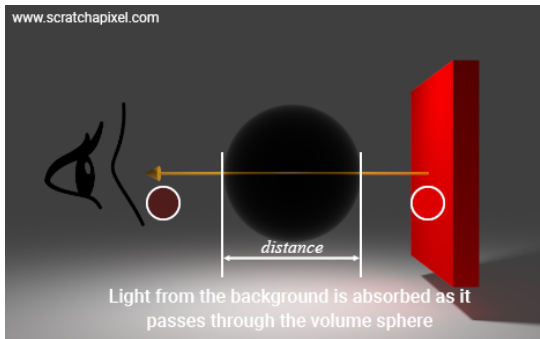
Introduction

Interprétation
physique

Architecture

Résultats

Conclusion



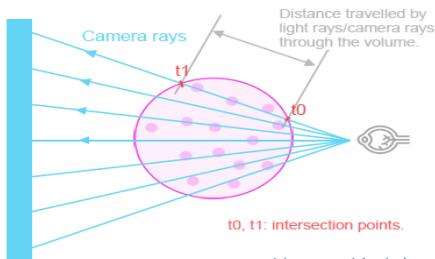
- Lorsque la lumière traverse un volume dans la direction de notre œil, une partie de celle-ci est absorbée par le volume.
- Cette absorption détermine la quantité de lumière qui est transmise.
- La transmittance interne peut varier de 0 (le volume bloque toute la lumière) à 1 (aucune absorption, la lumière est entièrement transmise).

La loi de Beer-Lambert décrit l'absorption de la lumière lorsqu'elle traverse un milieu :

$$T = e^{-\sigma_a \cdot \text{distance}}$$

où :

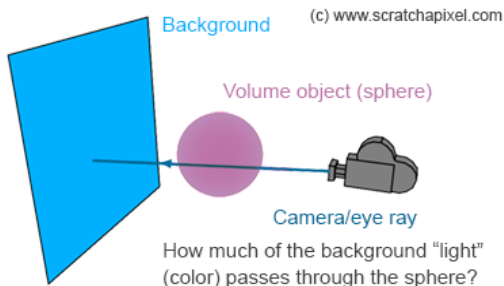
- T est la transmittance.
- σ_a est le coefficient d'absorption.
- distance est la distance parcourue par la lumière à travers le milieu.





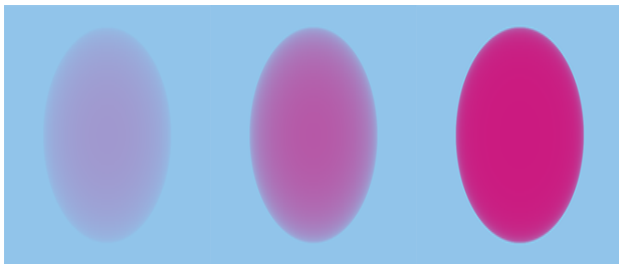
Impact de la Transmittance

- Calculer la transmittance aide à déterminer combien de lumière de fond atteint l'observateur.
- La couleur observée est affectée par la transmittance.



Influence sur la couleur

A mesure que la densité augmente, la transmission se rapproche de 0, ce qui signifie que la couleur de la sphère volumétrique domine celle de l'arrière-plan.



$\sigma_a = 0.03$

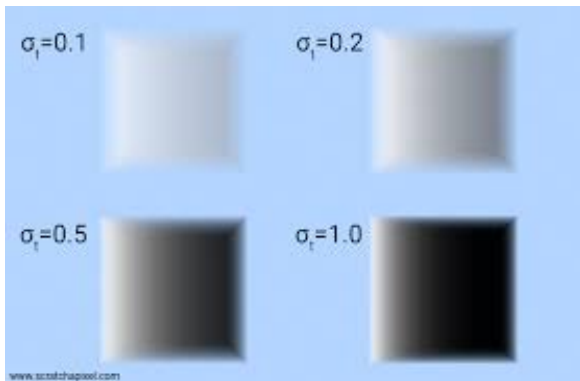
$\sigma_a = 0.1$

$\sigma_a = 0.5$

(c) www.scratchapixel.com

La densité σ

La densité volumique $\sigma(x)$ peut être interprétée comme une probabilité différentielle qu'un rayon lumineux s'arrête à un point infinitésimal, de position x .



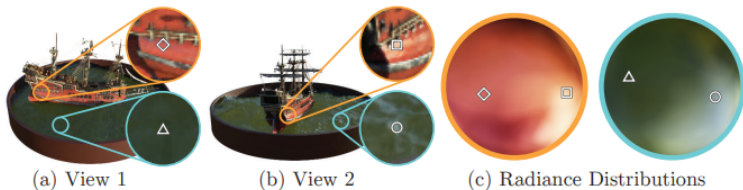
La quantité de lumière transmise est régie par la loi de Beer-Lambert.

Étant donnés les bornes proches et lointaines t_n et t_f , du rayon $r(t) = \mathbf{o} + t\mathbf{d}$:

$$T(t) = \exp\left(-\int_{t_n}^t \sigma(r(s)) ds\right).$$

La couleur attendue $C(r)$ du rayon de la caméra $r(t) = \mathbf{o} + t\mathbf{d}$ avec des limites proches et lointaines t_n et t_f est :

$$C(r) = \int_{t_n}^{t_f} T(t)\sigma(r(t))c(r(t), t) dt,$$





École des Ponts

ParisTech

Neural
Radiance
Fields
Scene
Synthesis

Ecole des
Ponts

Dhia Garbaya,
Faissal
Izermine,
Mathis
Wauquiez

Introduction

Interprétation
physique

Architecture

Résultats

Conclusion

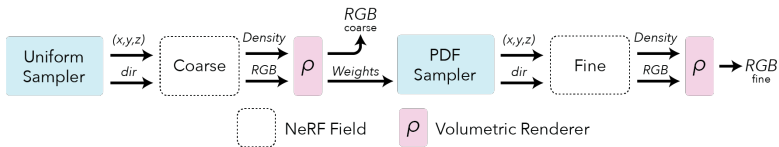
Sommaire

- 1 Introduction
- 2 Interprétation physique
- 3 Architecture**
- 4 Résultats
- 5 Conclusion



Architecture

- Input : position 3d du point & direction de vue 2d (ou 3d).
- Intermédiaire : estimation de la densité σ (opacité élémentaire).
- Output : couleur prédite du pixel, dépendant du rayon.



Idées Clés

- Échantillonnage et positional encoding.
- Volume rendering.



École des Ponts

ParisTech

Neural
Radiance
Fields
Scene
Synthesis

École des
Ponts

Dhia Garbaya,
Faissal
Izermine,
Mathis
Wauquiez

Introduction

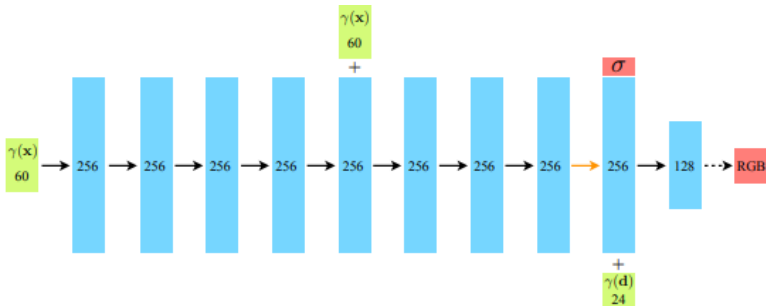
Interprétation
physique

Architecture

Résultats

Conclusion

Architecture détaillée



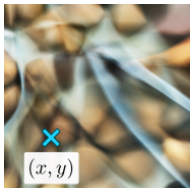
Loss

La loss est la MSE entre les couleurs de pixels rendus et vrais.

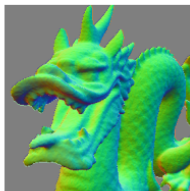
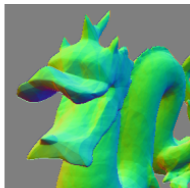
$$\mathcal{L} = \sum_{\mathbf{r} \in \mathcal{R}} \left[\left\| \hat{C}_c(\mathbf{r}) - C(\mathbf{r}) \right\|_2^2 + \left\| \hat{C}_f(\mathbf{r}) - C(\mathbf{r}) \right\|_2^2 \right]$$

où \mathcal{R} est l'ensemble de rayons dans chaque batch.

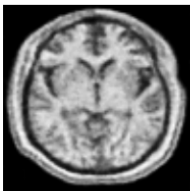
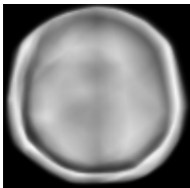
- Effet du positional encoding (NeurIPS 2020)



(b) Image regression
 $(x, y) \rightarrow \text{RGB}$



(c) 3D shape regression
 $(x, y, z) \rightarrow \text{occupancy}$



(d) MRI reconstruction
 $(x, y, z) \rightarrow \text{density}$



(e) Inverse rendering
 $(x, y, z) \rightarrow \text{RGB, density}$



École des Ponts

ParisTech

Neural
Radiance
Fields
Scene
Synthesis

Ecole des
Ponts

Dhia Garbaya,
Faissal
Izermine,
Mathis
Wauquiez

Introduction

Interprétation
physique

Architecture

Résultats

Conclusion

Sommaire

- 1 Introduction
- 2 Interprétation physique
- 3 Architecture
- 4 Résultats**
 - Notre implémentation de l'article
 - Une deuxième implémentation
- 5 Conclusion



École des Ponts

ParisTech

Neural
Radiance
Fields
Scene
Synthesis

École des
Ponts

Dhia Garbaya,
Faissal
Izermine,
Mathis
Wauquiez

Introduction

Interprétation
physique

Architecture

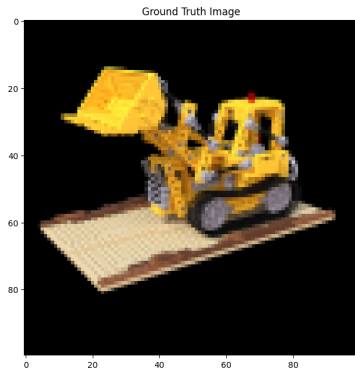
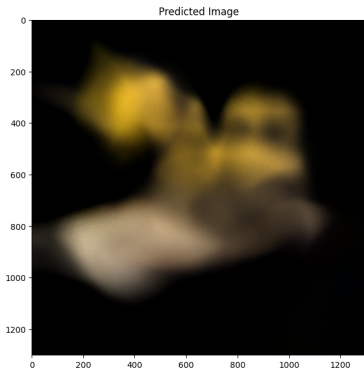
Résultats

Conclusion

Résultats - Première implémentation

- Implémentation du modèle grossier et du modèle fin
- Sur leur jeu de données
- Avec quelques modifications
- Assez mauvais résultats

Coarse Model Prediction, $i = 19$





École des Ponts

ParisTech

Neural
Radiance
Fields
Scene
Synthesis

École des
Ponts

Dhia Garbaya,
Faissal
Izermine,
Mathis
Wauquiez

Introduction

Interprétation
physique

Architecture

Résultats

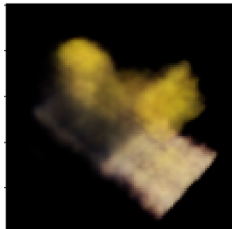
Conclusion

Résultats - Deuxième implémentation

Iteration: 75



Iteration: 225



Iteration: 1000





École des Ponts

ParisTech

Neural
Radiance
Fields
Scene
Synthesis

Ecole des
Ponts

Dhia Garbaya,
Faissal
Izermine,
Mathis
Wauquiez

Introduction

Interprétation
physique

Architecture

Résultats

Conclusion

Sommaire

- 1 Introduction
- 2 Interprétation physique
- 3 Architecture
- 4 Résultats
- 5 Conclusion

Des défauts majeurs

- Temps d'entraînement
- RAM nécessaire
- Vitesse d'exécution \rightarrow 0.02 FPS

D'autres méthodes améliorant ces résultats :

- Instant-NGP
- NeX : Real-time View Synthesis with Neural Basis Expansion
- TransNeRF : Multi-View Optimization for General Neural Radiance Fields Across Scenes



École des Ponts
ParisTech

Instant-NGP

Neural
Radiance
Fields
Scene
Synthesis

École des
Ponts
Dhia Garbaya,
Faissal
Izermine,
Mathis
Wauquiez

Introduction

Interprétation
physique

Architecture

Résultats

Conclusion

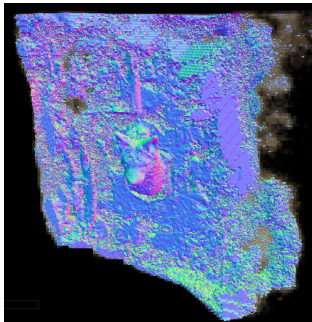


Figure – Maillage 3D



Figure – Reconstitution 3D



École des Ponts

ParisTech

**Neural
Radiance
Fields
Scene
Synthesis**

Ecole des
Ponts

Dhia Garbaya,
Faissal
Izermine,
Mathis
Wauquiez

Introduction

Interprétation
physique

Architecture

Résultats

Conclusion

Merci pour votre Attention !