

LES CHAMPS DE RADIANCE NEURONAUX (NERF) POUR LA TÉLÉDÉTECTION EN 3D

SÉMINAIRE « DONNÉES, ALGORITHMES ET APPLICATIONS 3D »

Dawa DERKSEN dawa.derksen@cnes.fr
Camille BILLOUARD camille.billouard@cnes.fr
Alexandre CONSTANTIN alexandre.constantin@cnes.fr

18/03/2025

SOMMAIRE

- 01 Introduction au rendu inverse neuronal
- 02 Gestion des effets de non-corrélation

- 03 Accélération
- 04 Passage aux autres modalités satellitaires
- 05 Conclusion



01

INTRODUCTION AU RENDU INVERSE NEURONAL

REPRÉSENTATIONS 3D EXPLICITES



Nuages de points

REPRÉSENTATIONS 3D EXPLICITES



Nuages de points



Voxel

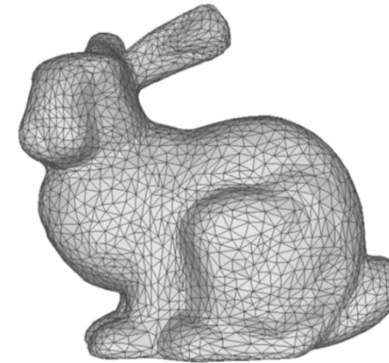
REPRÉSENTATIONS 3D EXPLICITES



Nuages de points



Voxel



Maillage

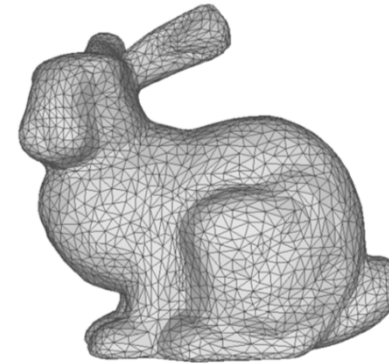
REPRÉSENTATIONS 3D EXPLICITES



Nuages de points



Voxel

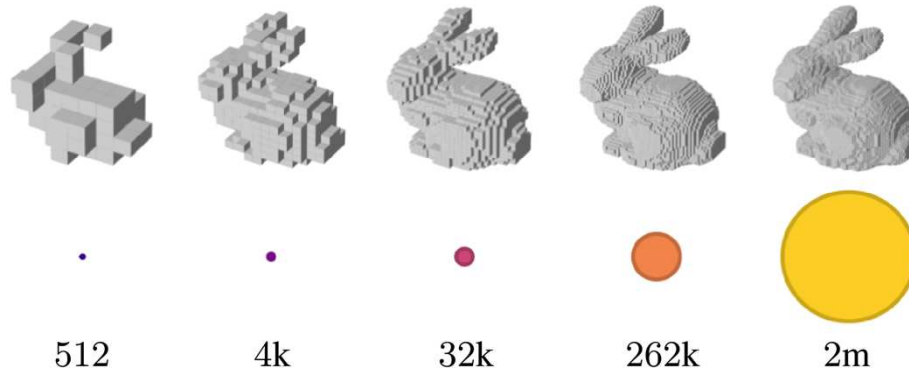


Maillage

- Représentations discrètes
- Niveau de détail défini par le nombre d'éléments discrets
 - Points
 - Voxels
 - Triangles

REPRÉSENTATIONS 3D EXPLICITES

Représentation de formes complexes

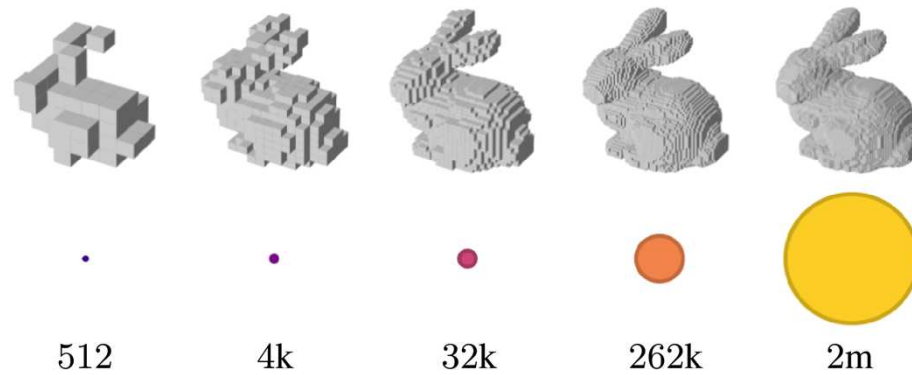


Nombre de voxels croît de façon cubique avec la résolution

- 8^3
- 16^3
- 32^3
- ...

REPRÉSENTATIONS 3D EXPLICITES

Représentation de formes complexes



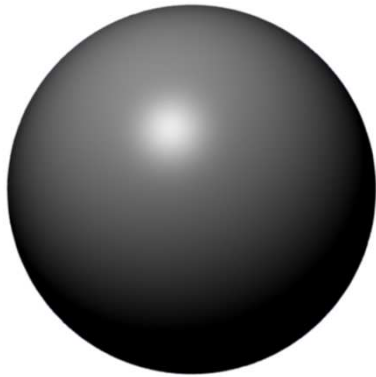
Nombre de voxels croît de façon cubique avec la résolution

- 8^3
- 16^3
- 32^3
- ...

Comment définir cette forme par une fonction ?

REPRÉSENTATIONS 3D IMPLICITES

Représentation à partir d'une fonction paramétrique

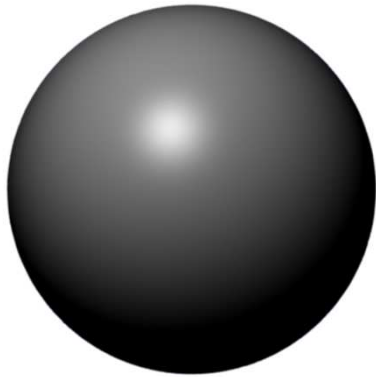


Définition d'une sphère :

- $(x - a)^2 + (y - b)^2 + (z - c)^2 = r^2$
- Son centre : $(a; b; c)$
- Son rayon : r

REPRÉSENTATIONS 3D IMPLICITES

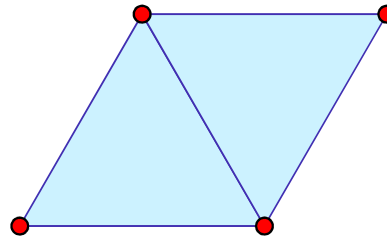
Représentation à partir d'une fonction paramétrique



Définition d'une sphère :

- $(x - a)^2 + (y - b)^2 + (z - c)^2 = r^2$
- Son centre : $(a; b; c)$
- Son rayon : r

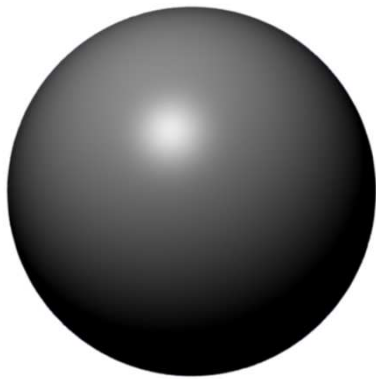
Maillage d'une forme 3D:



- Sommets (x, y, z)
- Arêtes : définies par 2 sommets
- Faces

REPRÉSENTATIONS 3D IMPLICITES

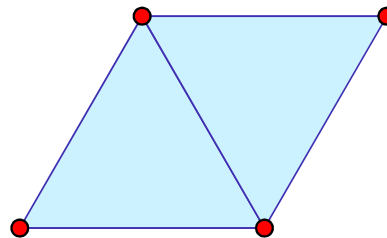
Représentation à partir d'une fonction paramétrique



Définition d'une sphère :

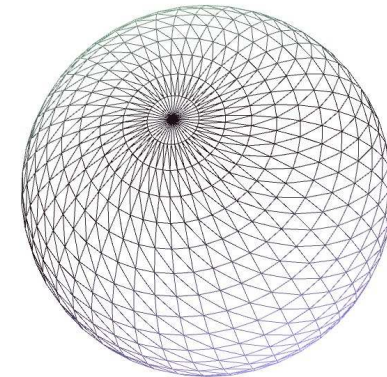
- $(x - a)^2 + (y - b)^2 + (z - c)^2 = r^2$
- Son centre : $(a; b; c)$
- Son rayon : r

Maillage d'une forme 3D:



- Sommets (x, y, z)
- Arêtes : définies par 2 sommets
- Faces

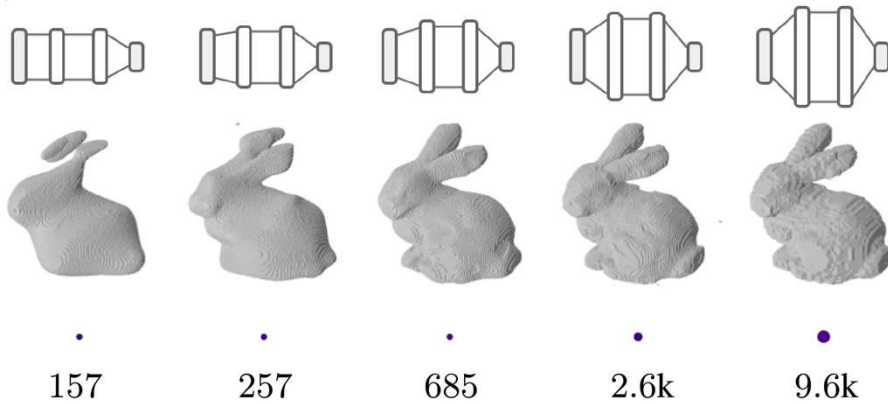
Représentation explicite



- Fichier : OBJ, STL, ...

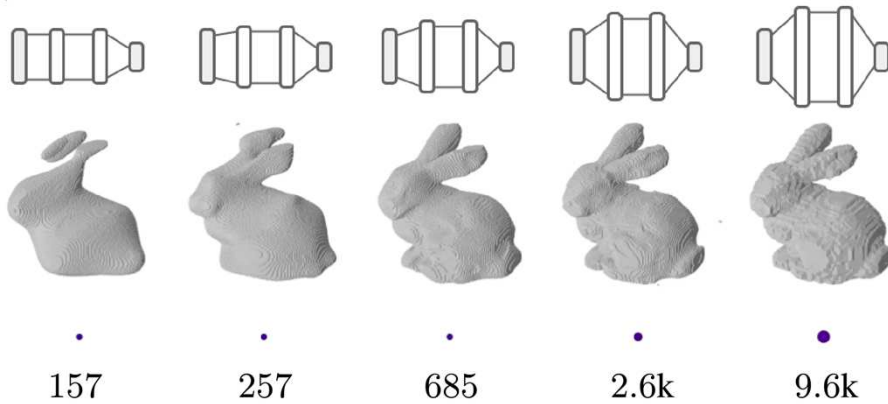
REPRÉSENTATIONS 3D IMPLICITES

Représentation neuronale



REPRÉSENTATIONS 3D IMPLICITES

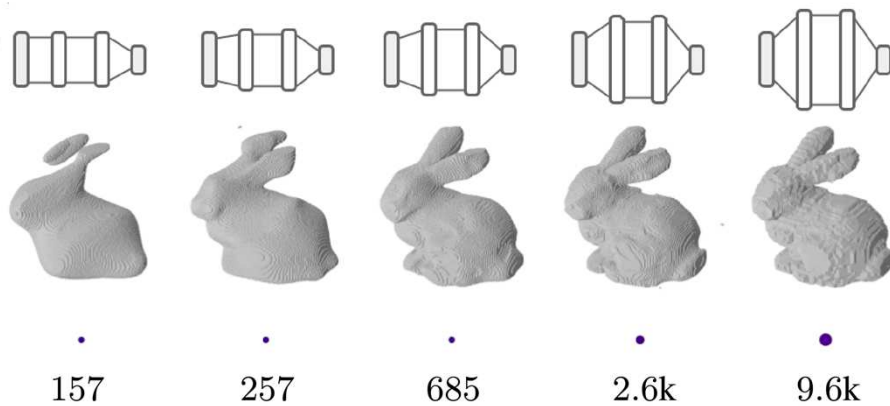
Représentation neuronale



- On peut approximer la géométrie d'un objet 3D avec un **réseau de neurones**

REPRÉSENTATIONS 3D IMPLICITES

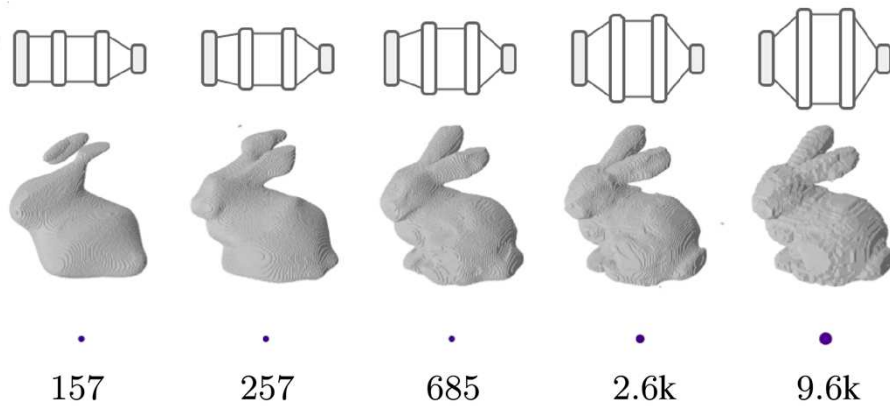
Représentation neuronale



- On peut approximer la géométrie d'un objet 3D avec un **réseau de neurones**
- **Moins de paramètres** qu'une représentation explicite ([Dupont et al. 2022](#))

REPRÉSENTATIONS 3D IMPLICITES

Représentation neuronale

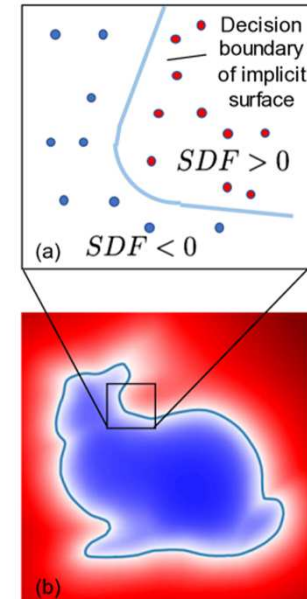


x
 y
 z
...



Signed
Distance
Function

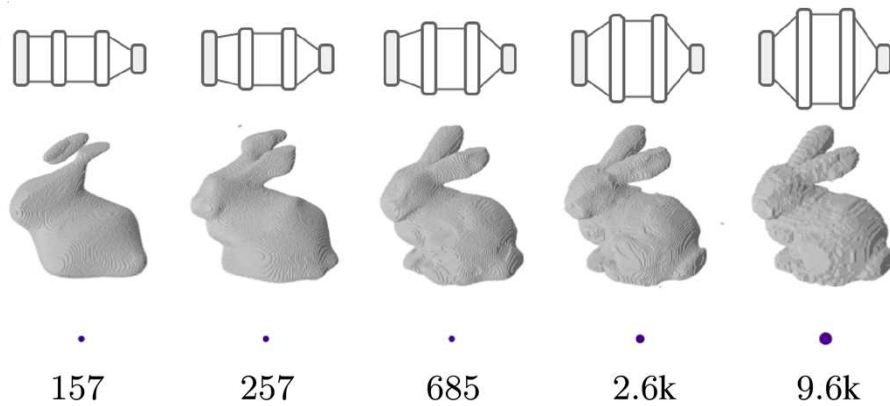
...



- On peut approximer la géométrie d'un objet 3D avec un **réseau de neurones**
- **Moins de paramètres** qu'une représentation explicite (Dupont et al. 2022)

REPRÉSENTATIONS 3D IMPLICITES

Représentation neuronale



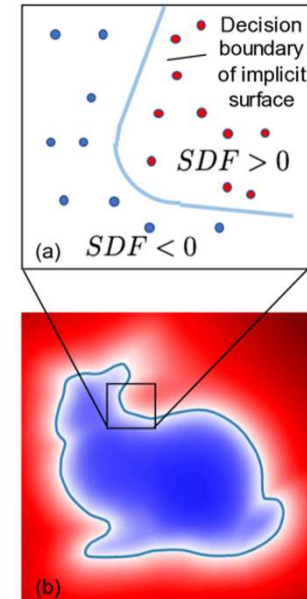
- On peut approximer la géométrie d'un objet 3D avec un **réseau de neurones**
- **Moins de paramètres** qu'une représentation explicite (Dupont et al. 2022)

x
 y
 z
...



Signed
Distance
Function

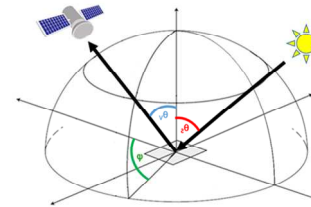
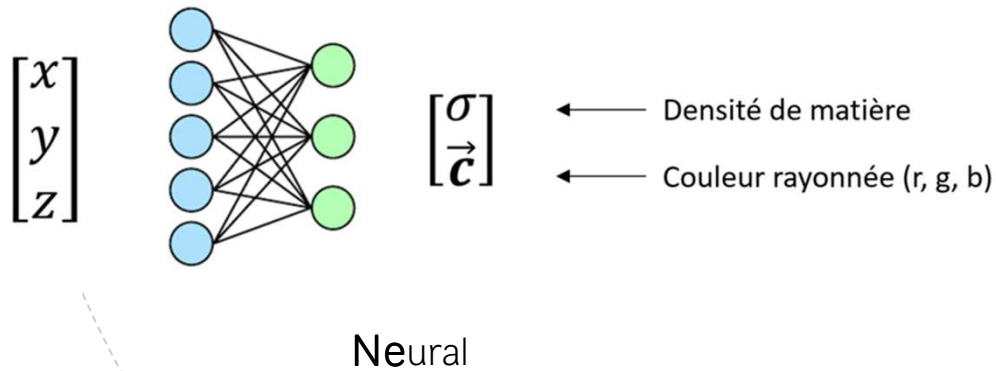
...



... et pour inclure de la couleur, des effets de réflectance, de transparence, et d'autres...

NEURAL RADIANCE FIELD (NERF)

- Représentation physique neuronale (Mildenhall et al. 2021)
 - Basée physique -> interaction entre la lumière et la matière
 - Scène continue -> paramétrée par un réseau de neurones



Radiance



Field

COMMENT ÇA FONCTIONNE ?

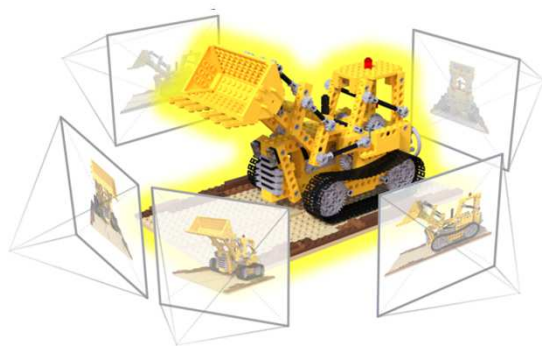
Ce que l'on veut
reconstruire



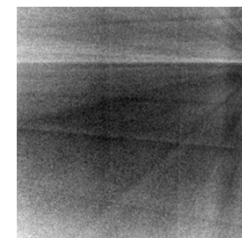
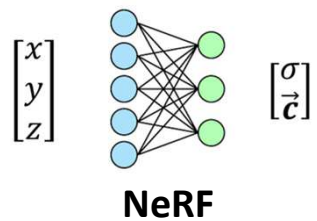
Champ de radiance

COMMENT ÇA FONCTIONNE ?

Ce que l'on veut reconstruire



Champ de radiance

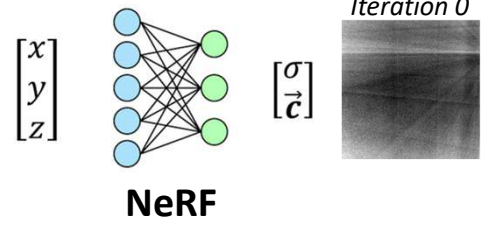
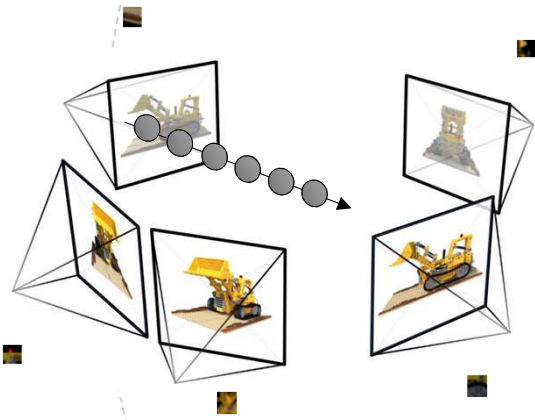


Initialisation aléatoire

COMMENT ÇA FONCTIONNE ?

Images : Pixels + modèles géométriques

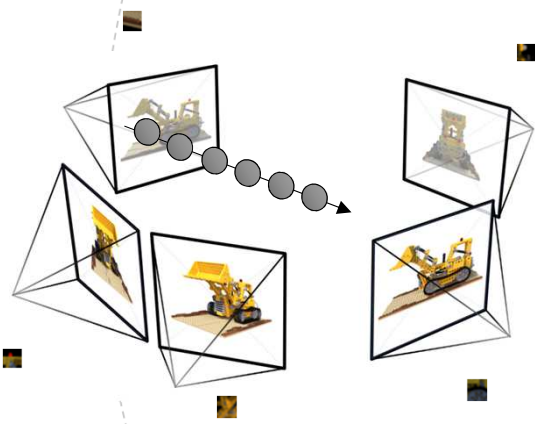
- Pinhole
- RPC



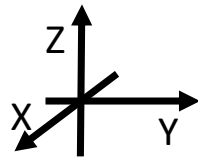
COMMENT ÇA FONCTIONNE ?

Images : Pixels + modèles géométriques

- Pinhole
- RPC

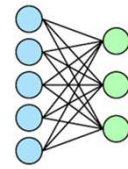


Ce qu'on observe/mesure



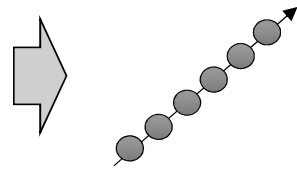
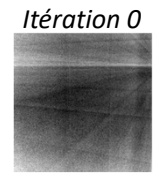
$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$$

Coordonnées spatiales



NeRF

$$\begin{bmatrix} \sigma \\ \vec{c} \end{bmatrix}$$

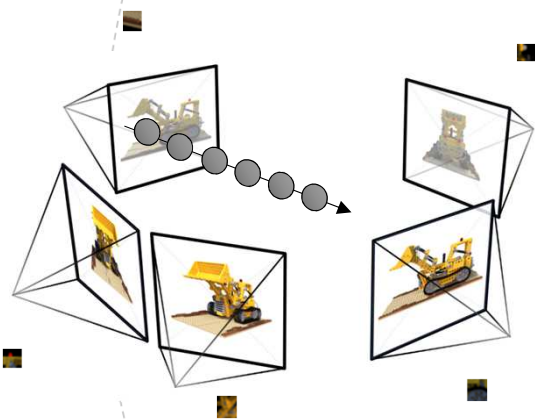


Lancer de rayon et échantillonnage

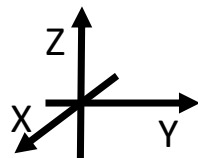
COMMENT ÇA FONCTIONNE ?

Images : Pixels + modèles géométriques

- Pinhole
- RPC

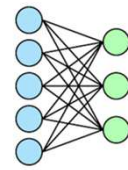


Ce qu'on observe/mesure



$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$

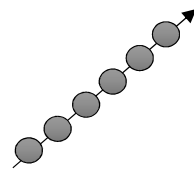
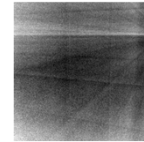
Coordonnées spatiales



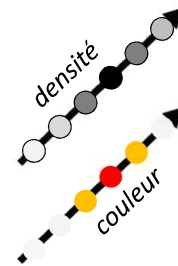
NeRF

$\begin{bmatrix} \sigma \\ \vec{c} \end{bmatrix}$

Itération 0



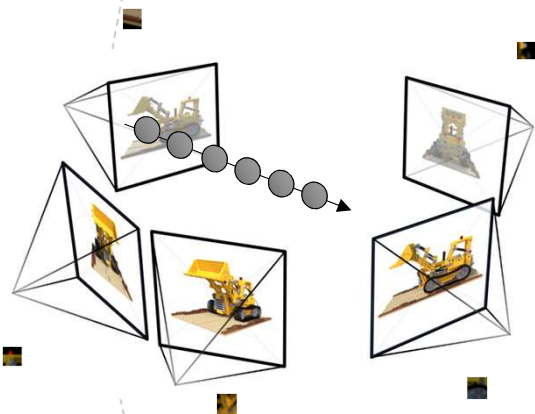
Lancer de rayon et échantillonnage



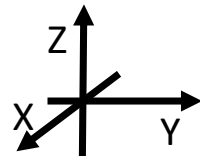
COMMENT ÇA FONCTIONNE ?

Images : Pixels + modèles géométriques

- Pinhole
- RPC

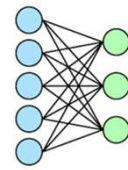


Ce qu'on observe/mesure



$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$

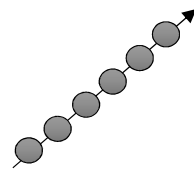
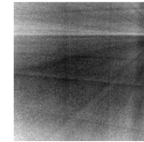
Coordonnées spatiales



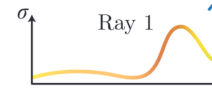
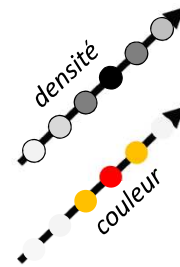
NeRF

$\begin{bmatrix} \sigma \\ \mathbf{c} \end{bmatrix}$

Itération 0



Lancer de rayon et échantillonnage

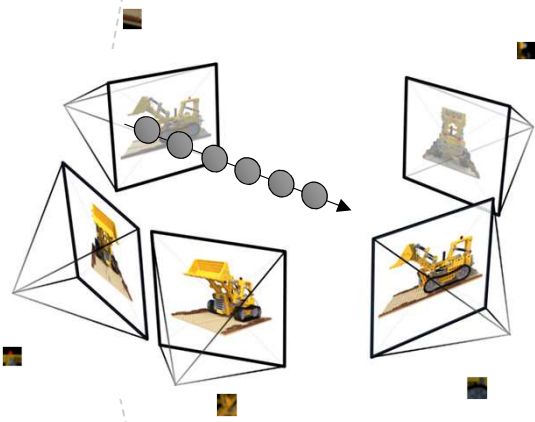


Rendu volumique « alpha - composition »

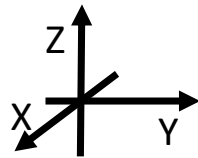
COMMENT ÇA FONCTIONNE ?

Images : Pixels + modèles géométriques

- Pinhole
- RPC

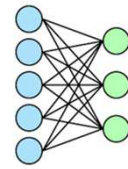


Ce qu'on observe/mesure



Coordonnées spatiales

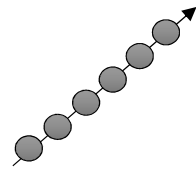
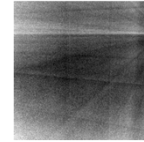
$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$$



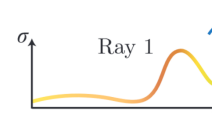
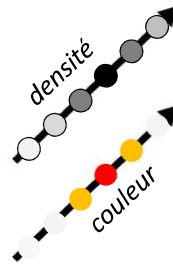
NeRF

$$\begin{bmatrix} \sigma \\ \vec{c} \end{bmatrix}$$

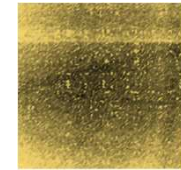
Itération 0



Lancer de rayon et échantillonnage



Rendu volumique « alpha - composition »



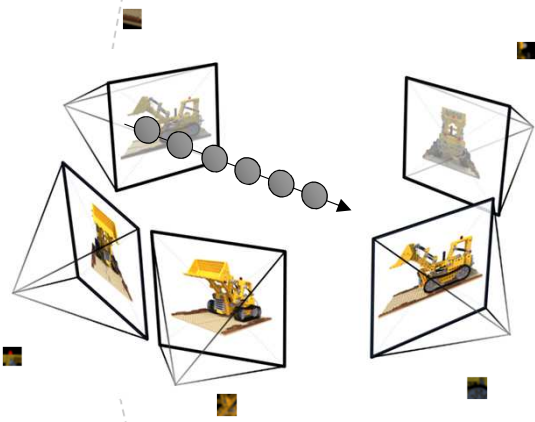
Fonction de coût

Optimisation des densités et couleurs

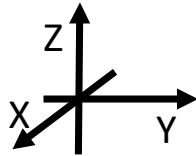
COMMENT ÇA FONCTIONNE ?

Images : Pixels + modèles géométriques

- Pinhole
- RPC

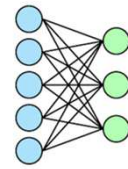


Ce qu'on observe/mesure



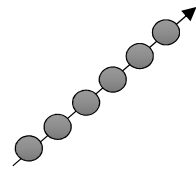
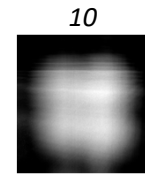
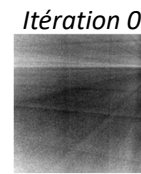
Coordonnées spatiales

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$$

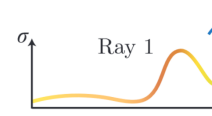
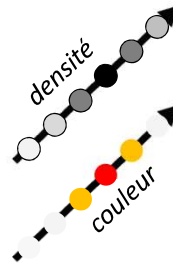


NeRF

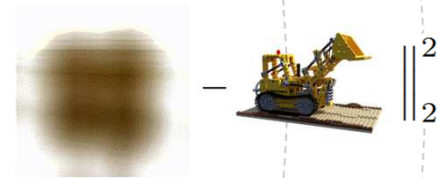
$$\begin{bmatrix} \sigma \\ \vec{c} \end{bmatrix}$$



Lancer de rayon et échantillonnage



Rendu volumique « alpha - composition »



Fonction de coût

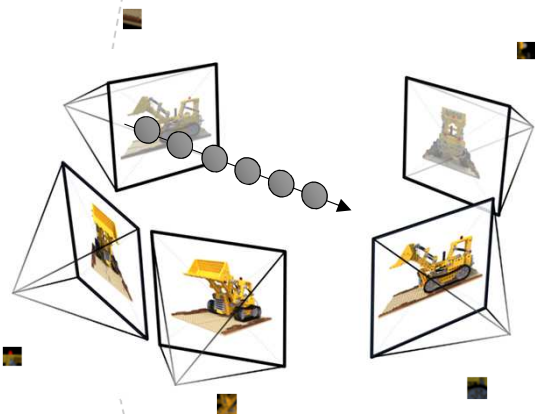


Optimisation des densités et couleurs

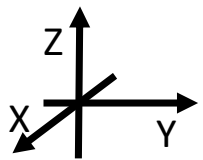
COMMENT ÇA FONCTIONNE ?

Images : Pixels + modèles géométriques

- Pinhole
- RPC

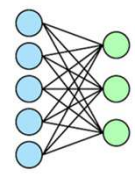


Ce qu'on observe/mesure



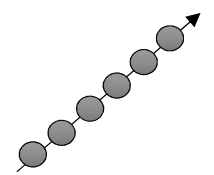
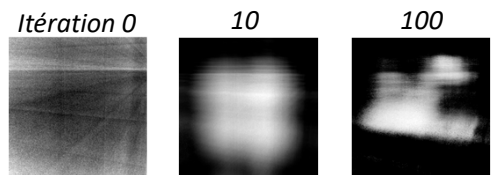
Coordonnées spatiales

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$$

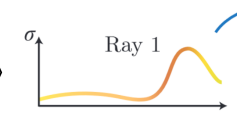
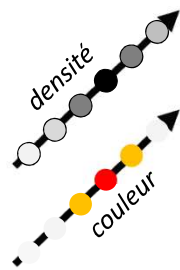


NeRF

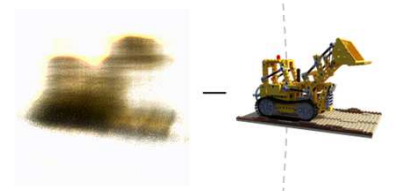
$$\begin{bmatrix} \sigma \\ \mathbf{c} \end{bmatrix}$$



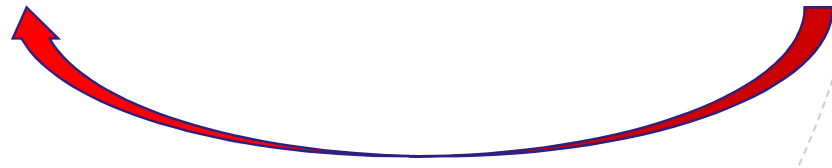
Lancer de rayon et échantillonnage



Rendu volumique « alpha - composition »



Fonction de coût

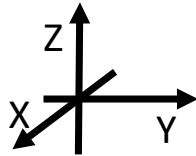


Optimisation des densités et couleurs

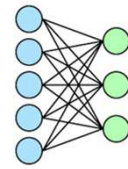
COMMENT ÇA FONCTIONNE ?

Images : Pixels + modèles géométriques

- Pinhole
- RPC



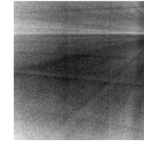
$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$



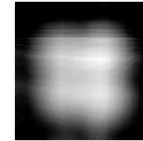
NeRF

$\begin{bmatrix} \sigma \\ c \end{bmatrix}$

Itération 0



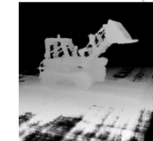
10



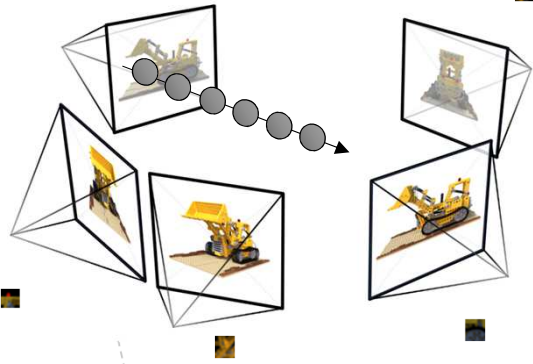
100



1000

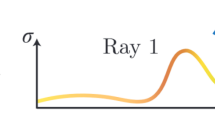
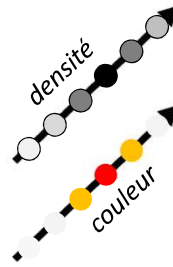
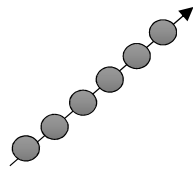


Coordonnées spatiales

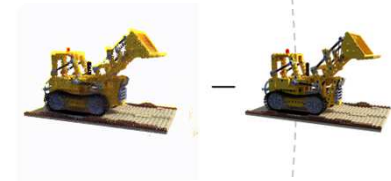


Ce qu'on observe/mesure

Lancer de rayon et échantillonnage



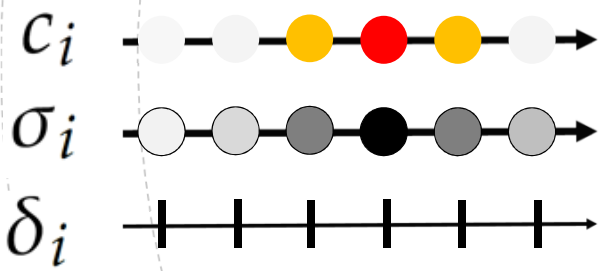
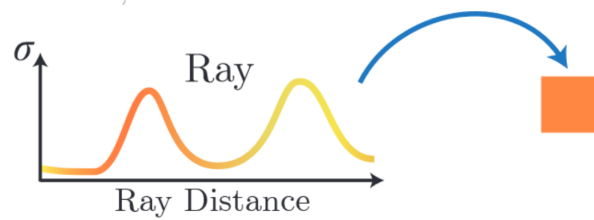
Rendu volumique « alpha - composition »



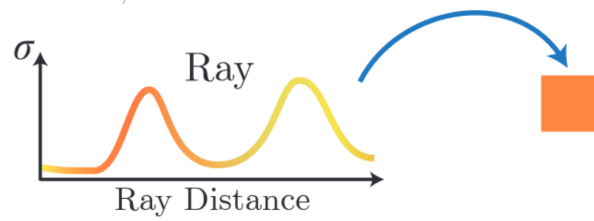
Fonction de coût

Optimisation des densités et couleurs

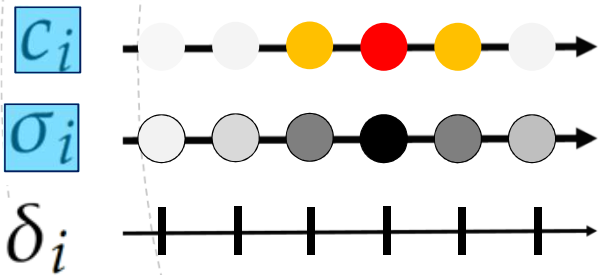
RENDU VOLUMIQUE



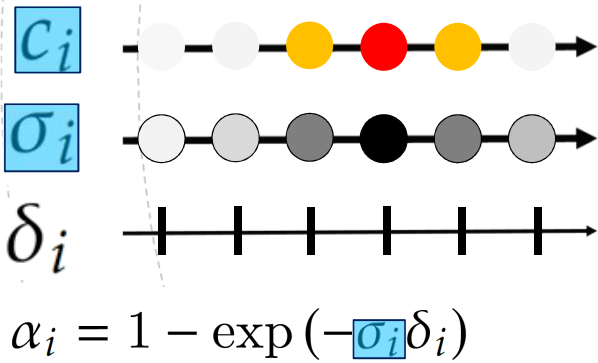
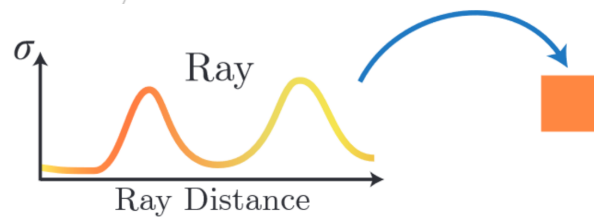
RENDU VOLUMIQUE



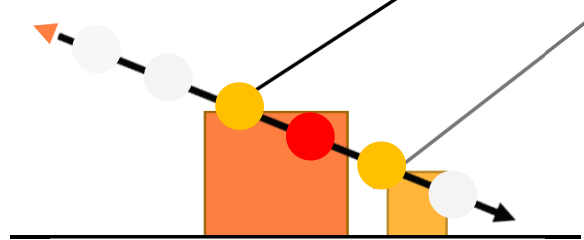
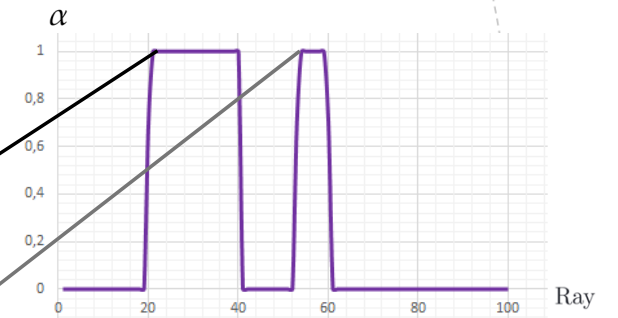
Sorties MLP apprises



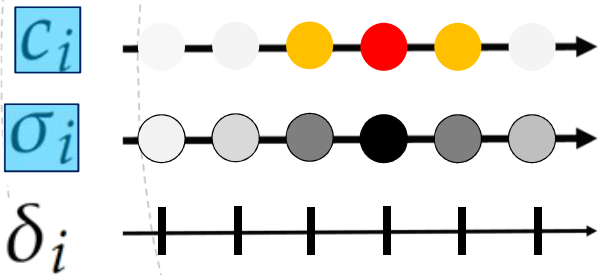
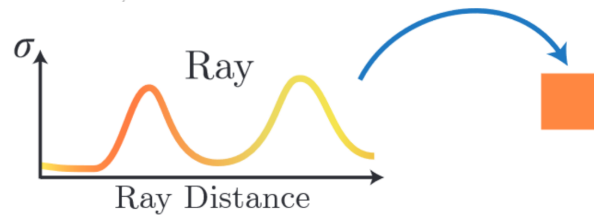
RENDU VOLUMIQUE



Sorties MLP apprises

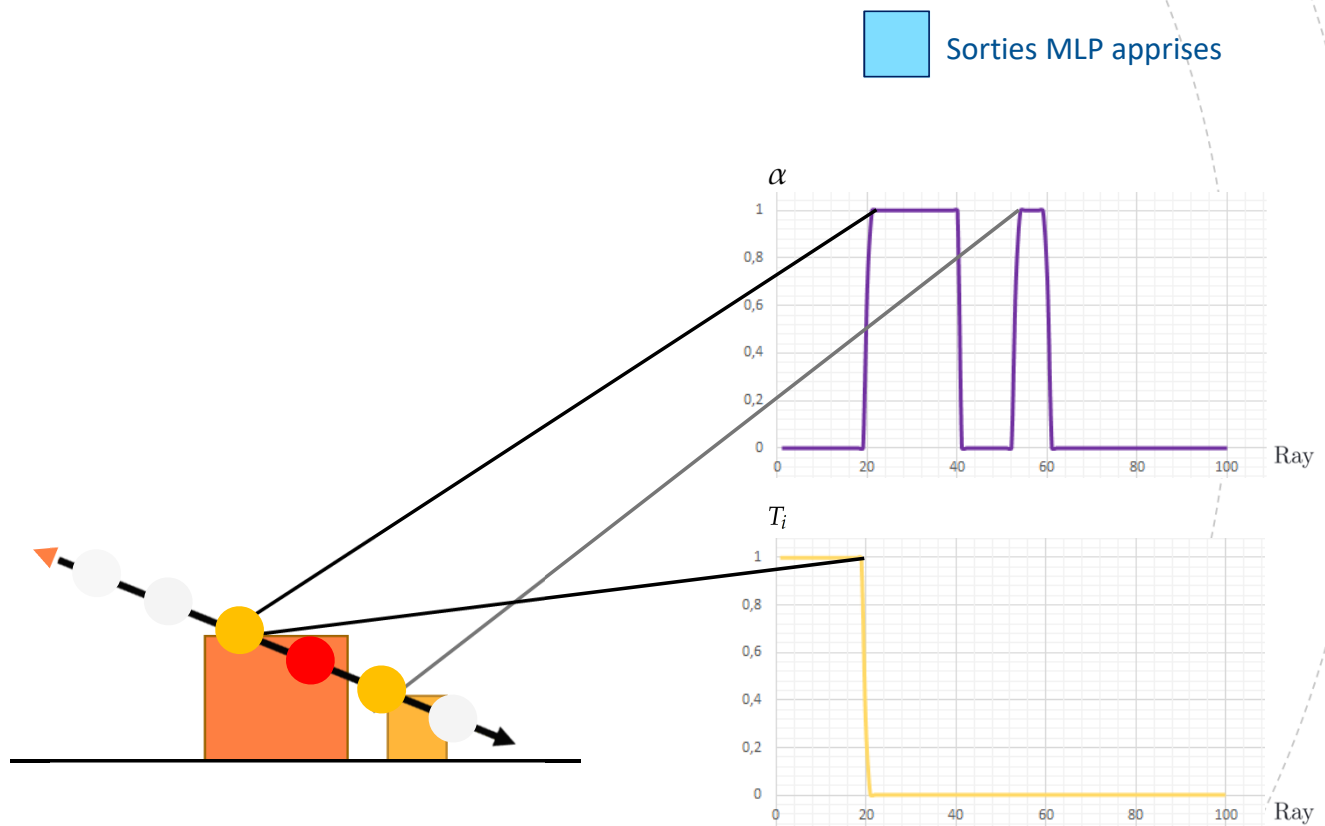


RENDU VOLUMIQUE

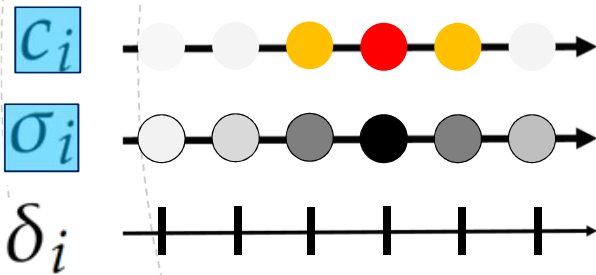
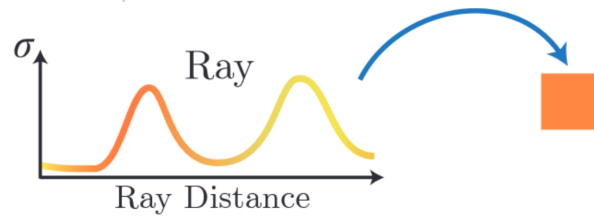


$$\alpha_i = 1 - \exp(-\sigma_i \delta_i)$$

$$T_i = \prod_{j=1}^{i-1} (1 - \alpha_j)$$



RENDU VOLUMIQUE

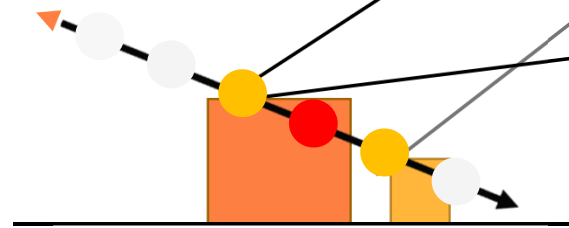


$$\alpha_i = 1 - \exp(-\sigma_i \delta_i)$$

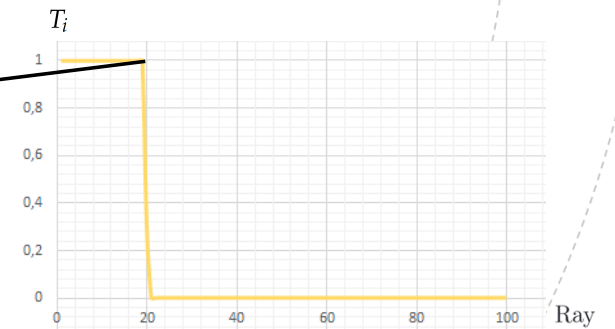
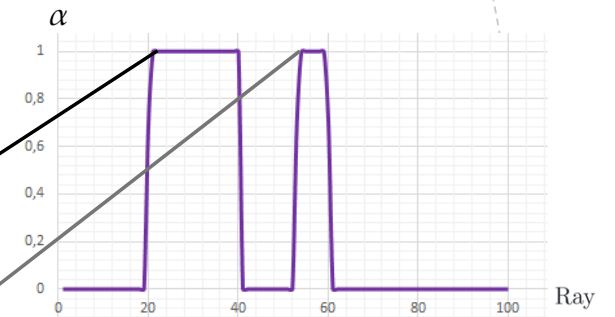
$$T_i = \prod_{j=1}^{i-1} (1 - \alpha_j)$$

Si le point i a une densité et est visible

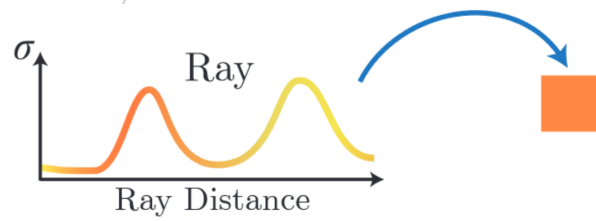
$$w_i = T_i \alpha_i$$



Sorties MLP apprises

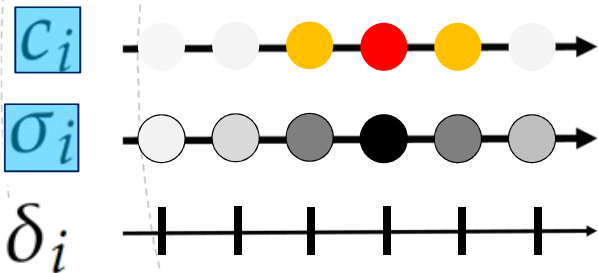


RENDU VOLUMIQUE



$$\mathbf{c}(r) = \sum_{i=1}^N \omega_i \mathbf{c}_i$$

Sorties MLP apprises

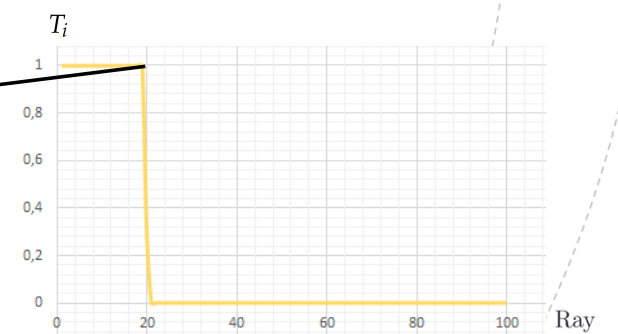
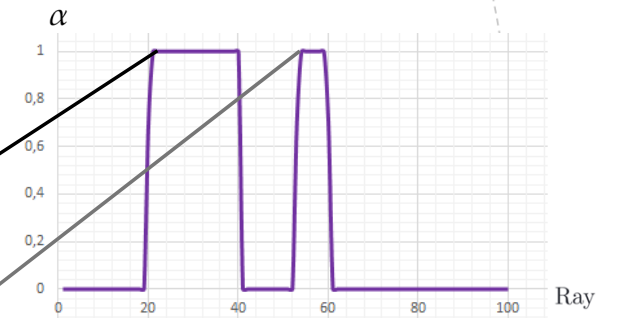
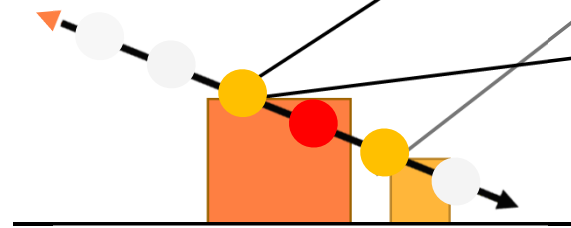


$$\alpha_i = 1 - \exp(-\sigma_i \delta_i)$$

$$T_i = \prod_{j=1}^{i-1} (1 - \alpha_j)$$

Si le point i a une densité et est visible

$$\omega_i = T_i \alpha_i$$



EN RÉSUMÉ : . . .

- Un NeRF (Neural Radiance Field) est une méthode basée sur l'apprentissage profond pour reconstruire une représentation 3D d'une scène à partir d'images orientées
- L'apprentissage est spécifique (il doit être ré-appris) à chaque scène
- Un NeRF contient **la géométrie** et les propriétés de **réflectance** de la scène

EN RÉSUMÉ : . . .

NeRF

- Méthode nouvelle avec peu de recul (2020*)
 - ... papier avec déjà 11K citations

Stéréo-photogrammétrie

- Méthode bien établie (2009 SGM*)

EN RÉSUMÉ : . . .

NeRF

- Méthode nouvelle avec peu de recul (2020*)
 - ... papier avec déjà 11K citations
- Repose sur la richesse des images (points de vues opposés, textures, nombre de vues)

Stéréo-photogrammétrie

- Méthode bien établie (2009 SGM*)
- Repose sur la correspondance de points entre images

EN RÉSUMÉ : . . .

NeRF

- Méthode nouvelle avec peu de recul (2020*)
 - ... papier avec déjà 11K citations
- Repose sur la richesse des images (points de vues opposés, textures, nombre de vues)
- Produit en sortie un champ de densité continu en couleur (encodé dans le MLP) **pour la synthèse de nouvelle vue**

Stéréo-photogrammétrie

- Méthode bien établie (2009 SGM*)
- Repose sur la correspondance de points entre images
- Produit en sortie un nuage de point dense **pour la production de modèle 2.5D**

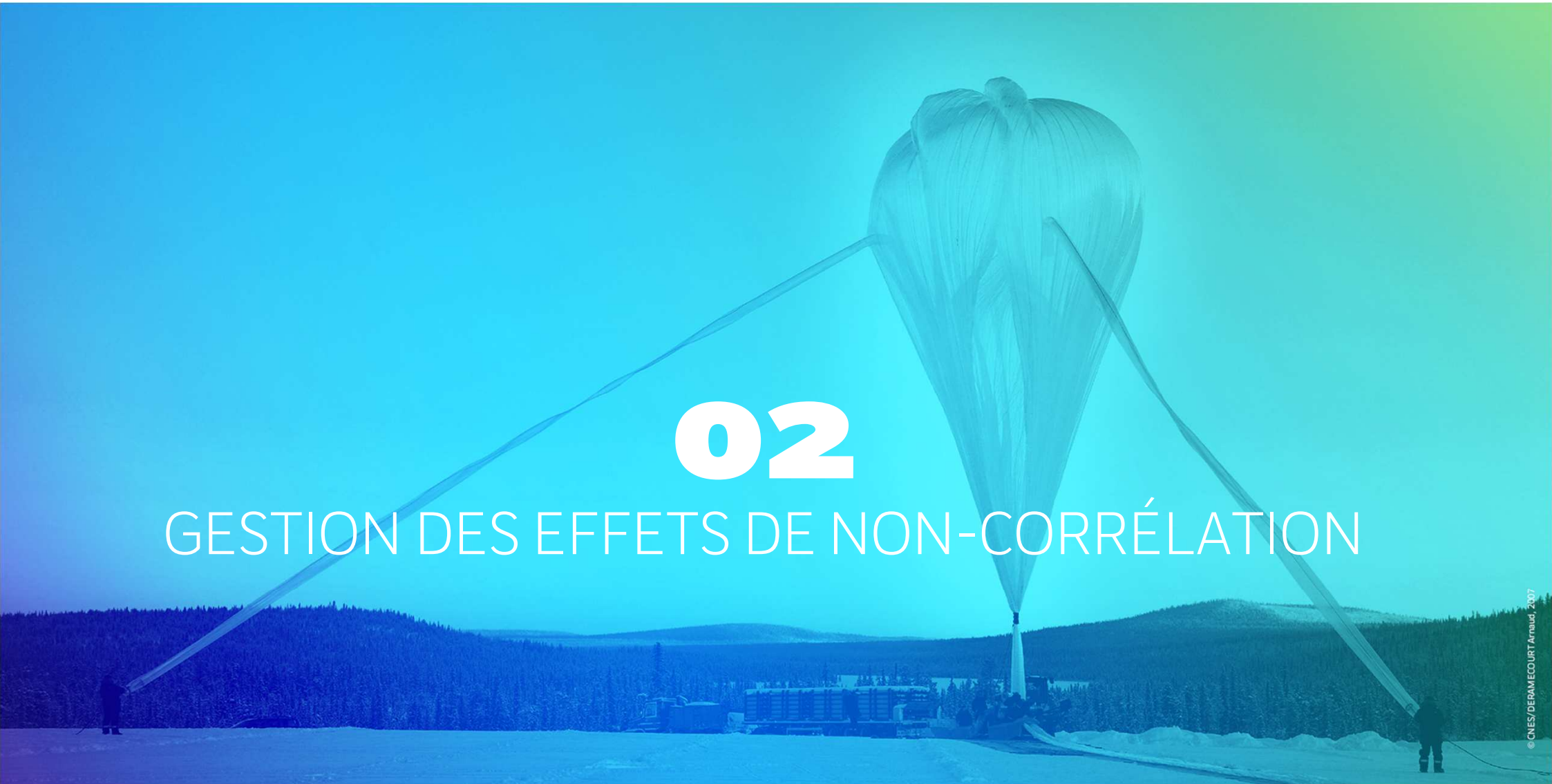
EN RÉSUMÉ : . . .

NeRF

- Méthode nouvelle avec peu de recul (2020*)
 - ... papier avec déjà 11K citations
- Repose sur la richesse des images (points de vues opposés, textures, nombre de vues)
- Produit en sortie un champ de densité continu en couleur (encodé dans le MLP) **pour la synthèse de nouvelle vue**
- Extraction d'un maillage par *marching cube* et de DSM avec carte de profondeur

Stéréo-photogrammétrie

- Méthode bien établie (2009 SGM*)
- Repose sur la correspondance de points entre images
- Produit en sortie un nuage de point dense **pour la production de modèle 2.5D**
- Extraction d'un maillage qui peut être coloré, texturé, ...



02

GESTION DES EFFETS DE NON-CORRÉLATION

EFFETS DE NON-CORRÉLATION



OMBRES

Shadow-NeRF 2021
EO-NeRF 2023
SUNDIAL 2024
EOGS 2025



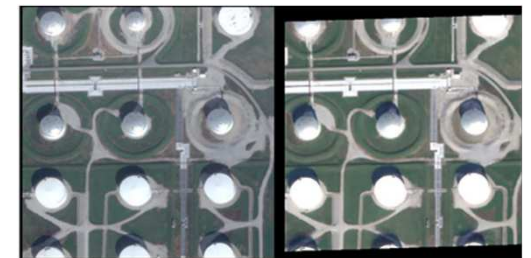
OBJETS TRANSITOIRES

Sat-NeRF 2022
EO-NeRF 2023



CHANGEMENTS SAISONNIERS

Season-NeRF 2024
Planet-NeRF 2024



SPECULARITÉ

BRDF-NeRF 2024

EFFETS DE NON-CORRÉLATION



OMBRES

Shadow-NeRF 2021
EO-NeRF 2023
SUNDIAL 2024
EOGS 2025



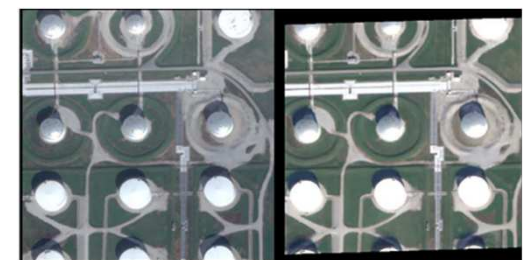
OBJETS TRANSITOIRES

Sat-NeRF 2022
EO-NeRF 2023



CHANGEMENTS SAISONNIERS

Season-NeRF 2024
Planet-NeRF 2024

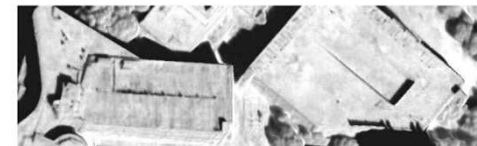


SPECULARITÉ

BRDF-NeRF 2024

OMBRES

- (Shadow-NeRF) propose de modéliser l'albedo, la visibilité solaire, et la luminance céleste pour recomposer la radiance (modèle Lambertien)
 - $rgb(x) = a(x) * (1_3s(x) + sky(\theta_s)(1 - s(x)))$



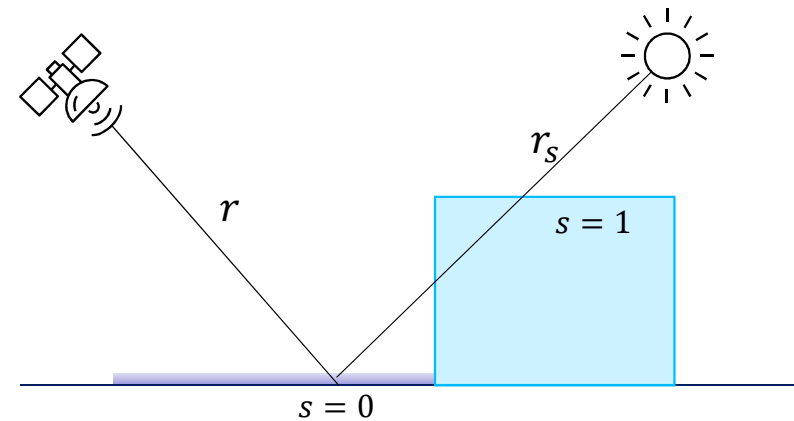
Visibilité solaire
 S



Albedo
 a

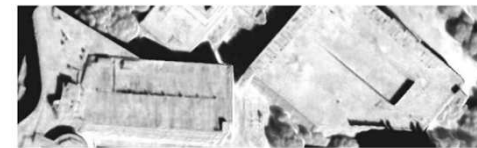


Couleur rendue
 c



OMBRES

- (Shadow-NeRF) propose de modéliser l'albedo, la visibilité solaire, et la luminance céleste pour recomposer la radiance (modèle Lambertien)
 - $rgb(x) = a(x) * (1_3s(x) + sky(\theta_s)(1 - s(x)))$
- Angles solaires θ_s connu dans les métadonnées
- Afin de mieux apprendre la visibilité solaire, (Shadow-NeRF) utilise un second batch de rayons solaires avec une loss de correction solaire
 - Ajout d'un hyperparamètre pour équilibrer les loss
 - Rallonge le temps d'apprentissage



Visibilité solaire

S



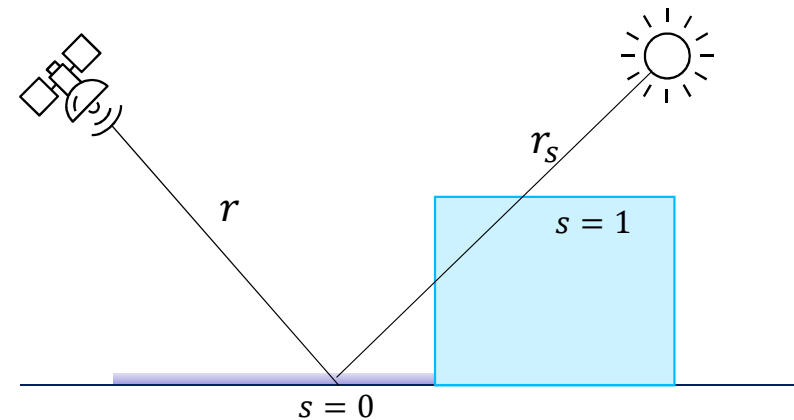
Albedo

a



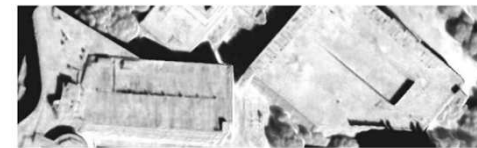
Couleur rendue

c



OMBRES

- (Shadow-NeRF) propose de modéliser l'albedo, la visibilité solaire, et la luminance céleste pour recomposer la radiance (modèle Lambertien)
 - $rgb(x) = a(x) * (1_3s(x) + sky(\theta_s)(1 - s(x)))$
- Angles solaires θ_s connu dans les métadonnées
- Afin de mieux apprendre la visibilité solaire, (Shadow-NeRF) utilise un second batch de rayons solaires avec une loss de correction solaire
 - Ajout d'un hyperparamètre pour équilibrer les loss
 - Rallonge le temps d'apprentissage
- (EO-NeRF) lance un second rayon depuis la première surface rencontrée dans la direction du soleil pour estimer s
 - Rallonge le temps d'inférence (et l'apprentissage)



Visibilité solaire

S



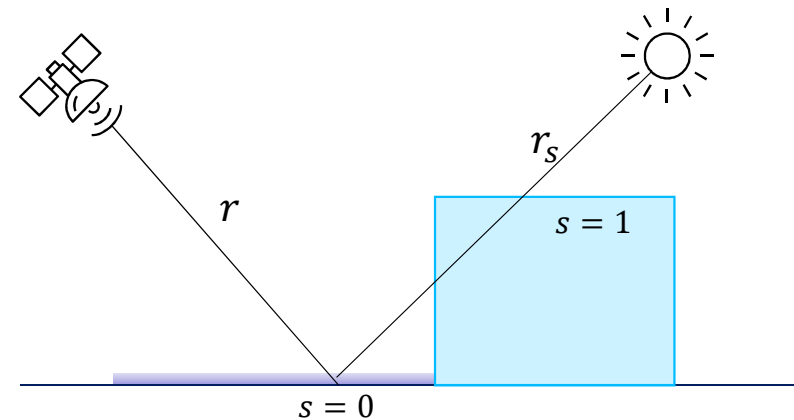
Albedo

a



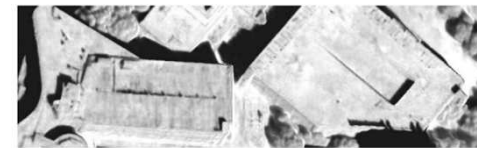
Couleur rendue

c



OMBRES

- **(Shadow-NeRF)** propose de modéliser l'**albedo**, la **visibilité solaire**, et la **luminance céleste** pour recomposer la radiance (modèle Lambertien)
 - $rgb(x) = a(x) * (1_3s(x) + sky(\theta_s)(1 - s(x)))$
- Angles solaires θ_s connu dans les métadonnées
- Afin de mieux apprendre la visibilité solaire, **(Shadow-NeRF)** utilise un second batch de *rayons solaires* avec une *loss de correction solaire*
 - Ajout d'un hyperparamètre pour équilibrer les loss
 - Rallonge le temps d'apprentissage
- **(EO-NeRF)** lance un second rayon depuis la première surface rencontrée dans la direction du soleil pour estimer s
 - Rallonge le temps d'inférence (et l'apprentissage)
- **(EOGS)** met à jour de façon régulière une carte de profondeur calculée depuis chaque source de lumière et l'utilise lors du rendu pour estimer s
 - Permet un rendu en temps réel
 - Augmente l'usage mémoire



Visibilité solaire

s



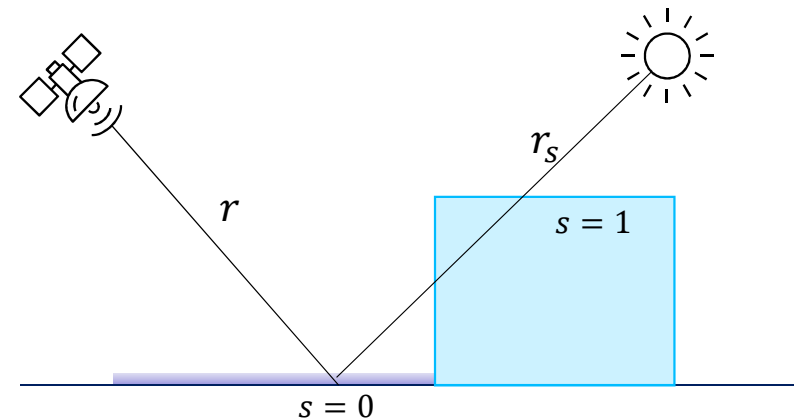
Albedo

a



Couleur rendue

c

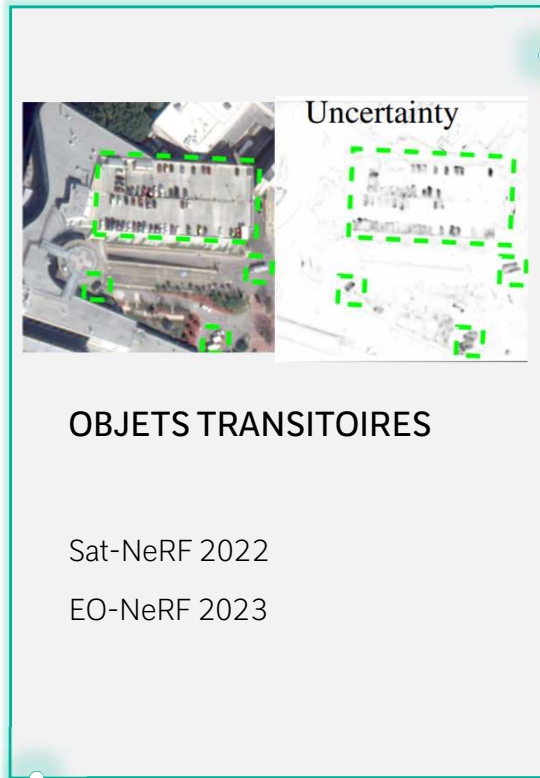


EFFETS DE NON-CORRELATION



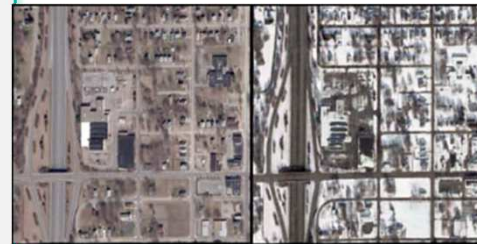
OMBRES

Shadow-NeRF 2021
EO-NeRF 2023
SUNDIAL 2024
EOGS 2025



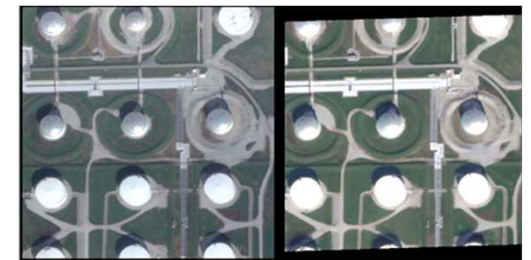
OBJETS TRANSITOIRES

Sat-NeRF 2022
EO-NeRF 2023



CHANGEMENTS SAISONNIERS

Season-NeRF 2024
Planet-NeRF 2024



SPECULARITÉ

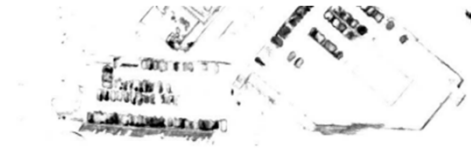
BRDF-NeRF 2024

EFFETS TRANSITOIRES

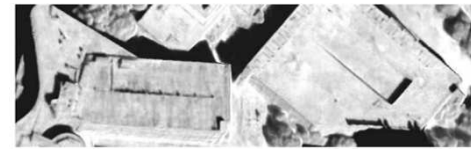
- (Sat-NeRF) s'inspire de (NeRF-W) et introduit un facteur d'incertitude β pour régulariser la fonction de coût dans les zones fortement impactées par les effets transients

- Véhicules, construction/destruction, bordures de bâtiments...

- $$loss = \sum_r \frac{\|c(r) - c_{gt}(r)\|_2^2}{2\beta(r)^2} + \frac{\log(\beta(r))}{2}$$



Incertainitude
 β



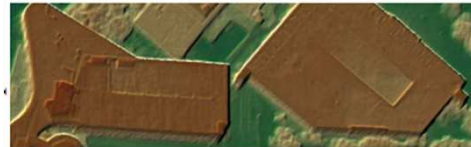
Visibilité solaire
 S



Albedo
 a



Couleur rendue
 c



Profondeur
 d

EFFETS TRANSITOIRES

- (Sat-NeRF) s'inspire de (NeRF-W) et introduit un facteur d'incertitude β pour régulariser la fonction de coût dans les zones fortement impactées par les effets transients
 - Véhicules, construction/destruction, bordures de bâtiments...
 - $loss = \sum_r \frac{\|c(r) - c_{gt}(r)\|_2^2}{2\beta(r)^2} + \frac{\log(\beta(r))}{2}$
- Dans (EO-NeRF) l'ombre est le produit de l'ombre géométrique et d'un scalaire transient τ appris par image
 - $s'(r) = s(r) * \tau(r)$
- Le scalaire transient τ regroupe les objets transients, effets spéculaires, et saisonniers



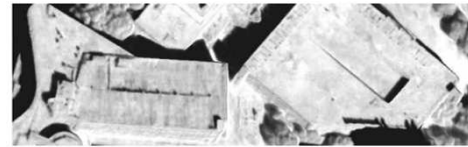
$\alpha * S$



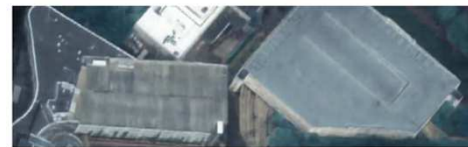
Incertitude
 β



Effets transients
 τ



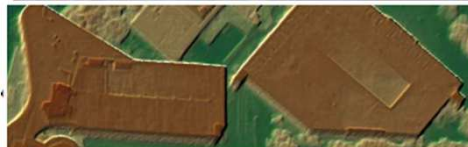
Visibilité solaire
 S



Albedo
 α



Couleur rendue
 C



Profondeur
 d

EFFETS TRANSITOIRES

- (Sat-NeRF) s'inspire de (NeRF-W) et introduit un facteur d'incertitude β pour régulariser la fonction de coût dans les zones fortement impactées par les effets transients
 - Véhicules, construction/destruction, bordures de bâtiments...
 - $loss = \sum_r \frac{\|c(r) - c_{gt}(r)\|_2^2}{2\beta(r)^2} + \frac{\log(\beta(r))}{2}$
- Dans (EO-NeRF) l'ombre est le produit de l'ombre géométrique et d'un scalaire transient τ appris par image
 - $s'(r) = s(r) * \tau(r)$
- Le scalaire transient τ regroupe les objets transients, effets spéculaires, et saisonniers
- Pas d'égalisation radiométrique ! Les changements radiométriques sont appris à l'échelle de la scène comme une transformation affine sur chaque image



$\alpha * S$

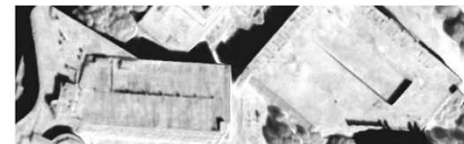
+ transformation affine



Incertitude
 β



Effets transients
 τ



Visibilité solaire
 S



Albedo
 α



Couleur rendue
 C



Profondeur
 d

EFFETS DE NON-CORRELATION



OMBRES

Shadow-NeRF 2021
EO-NeRF 2023
SUNDIAL 2024
EOGS 2025



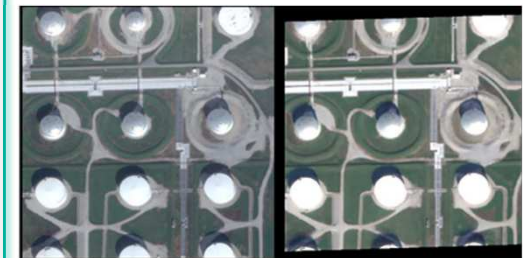
OBJETS TRANSITOIRES

Sat-NeRF 2022
EO-NeRF 2023



CHANGEMENTS SAISONNIERS

Season-NeRF 2024
Planet-NeRF 2024



SPECULARITÉ

BRDF-NeRF 2024

CHANGEMENTS SAISONNIERS

- (Season-NeRF, Planet-NeRF) décomposent les effets saisonniers
 - L'albedo subit une transformation affine dépendant de la saison/mois
 - Les paramètres saisonniers sont stockés dans des embeddings
- L'interpolation linéaire garantit la différentiabilité du modèle
- Permet la génération d'images aux dates non-vues durant l'apprentissage

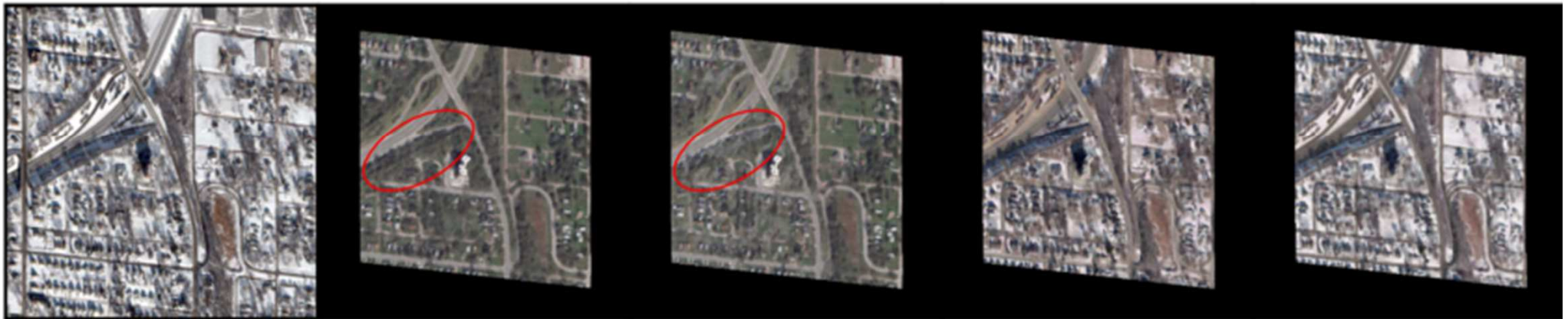
Ground Truth

Single Season

Single Season, SA

Multi-Season

Multi-Season, SA



EFFETS DE NON-CORRELATION



OMBRES

Shadow-NeRF 2021
EO-NeRF 2023
SUNDIAL 2024
EOGS 2025



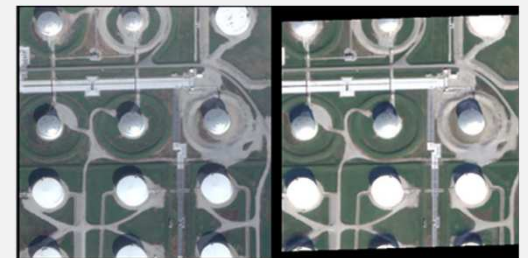
OBJETS TRANSITOIRES

Sat-NeRF 2022
EO-NeRF 2023



CHANGEMENTS SAISONNIERS

Season-NeRF 2024
Planet-NeRF 2024

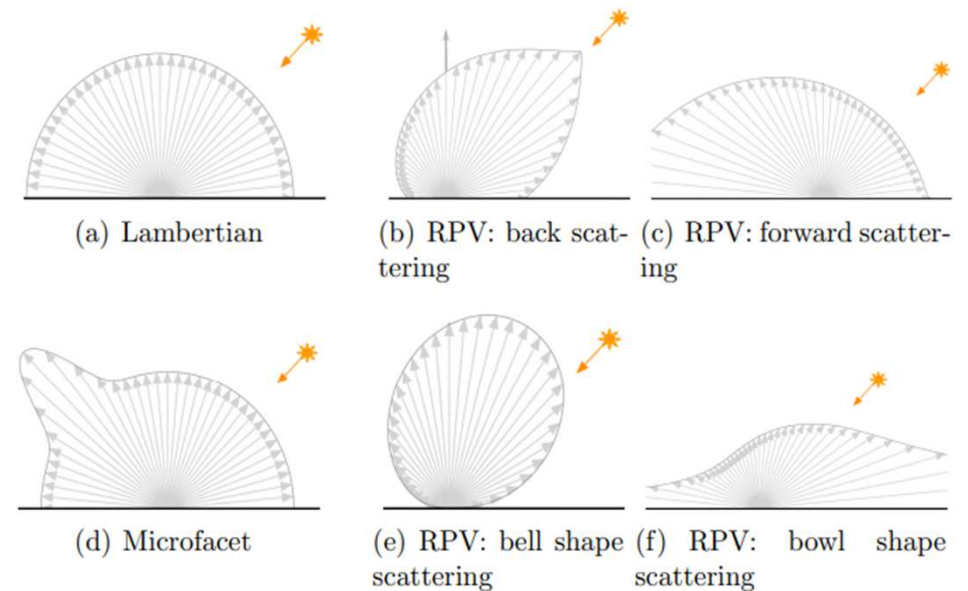
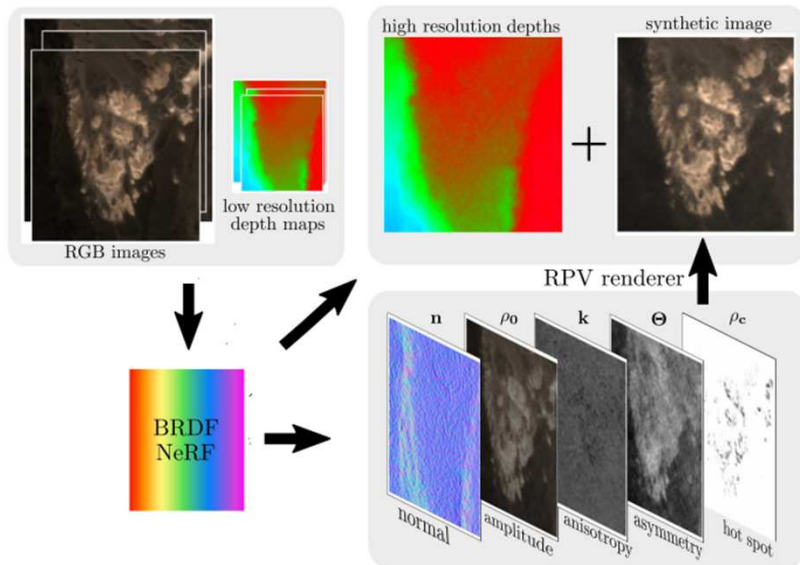


SPECULARITÉ

BRDF-NeRF 2024

SPECULARITÉ

- (BRDF-NeRF) remplace la modélisation lambertienne (l'albedo) par un modèle Rahman-Pinty-Verstraete (RPV)
- Permet de prendre en compte les surfaces réfléchissantes
 - Décompose les contributions de la distribution de réflexion bidirectionnelle (BRDF)

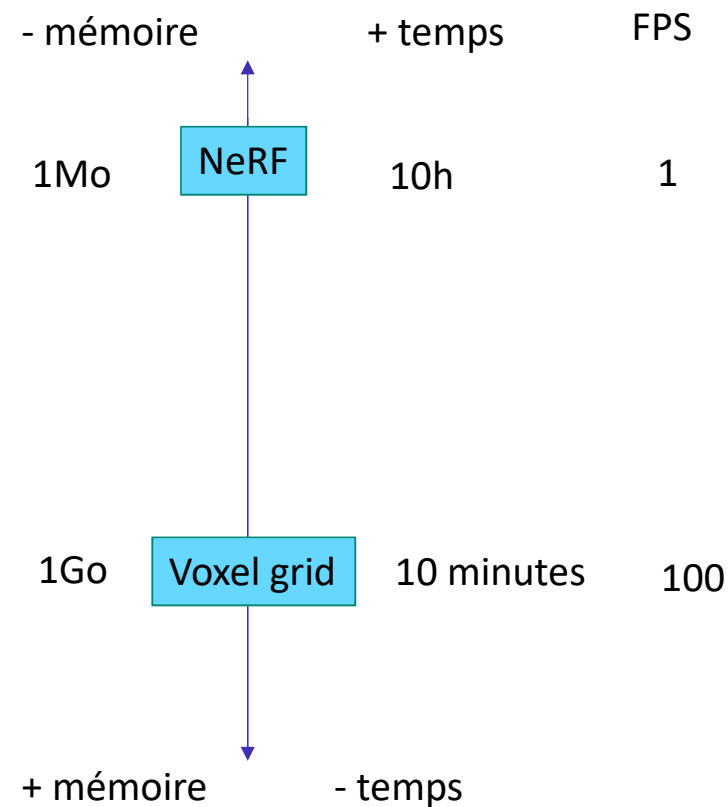




03 ACCÉLÉRATION

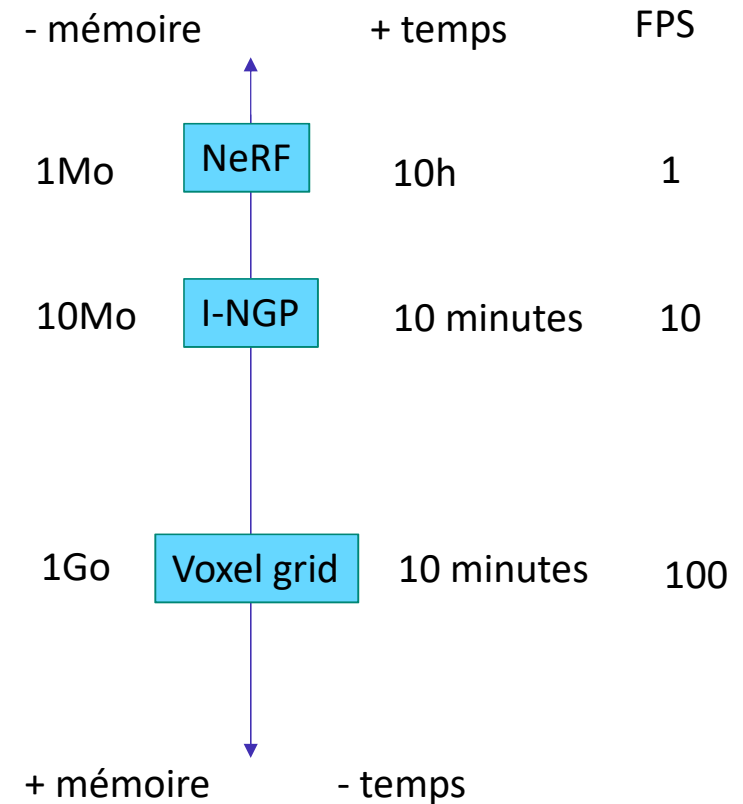
ACCÉLÉRATION

- Réaliser des millions d'inférences sur un réseau de neurones, même petit prend beaucoup de temps
 - Limité à des petites zones
 - Pas de rendu temps réel (NeRF < 1 FPS)



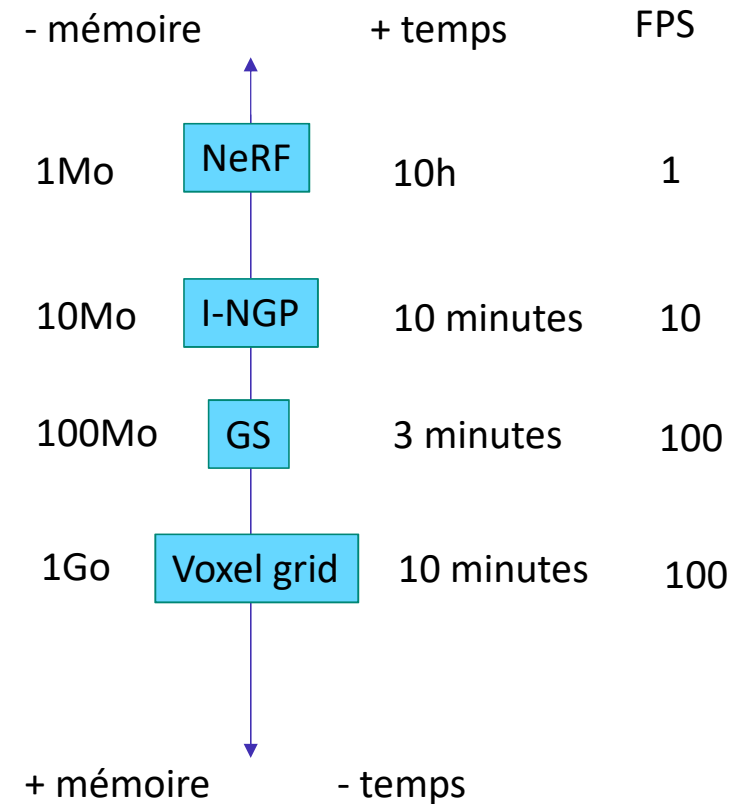
ACCÉLÉRATION

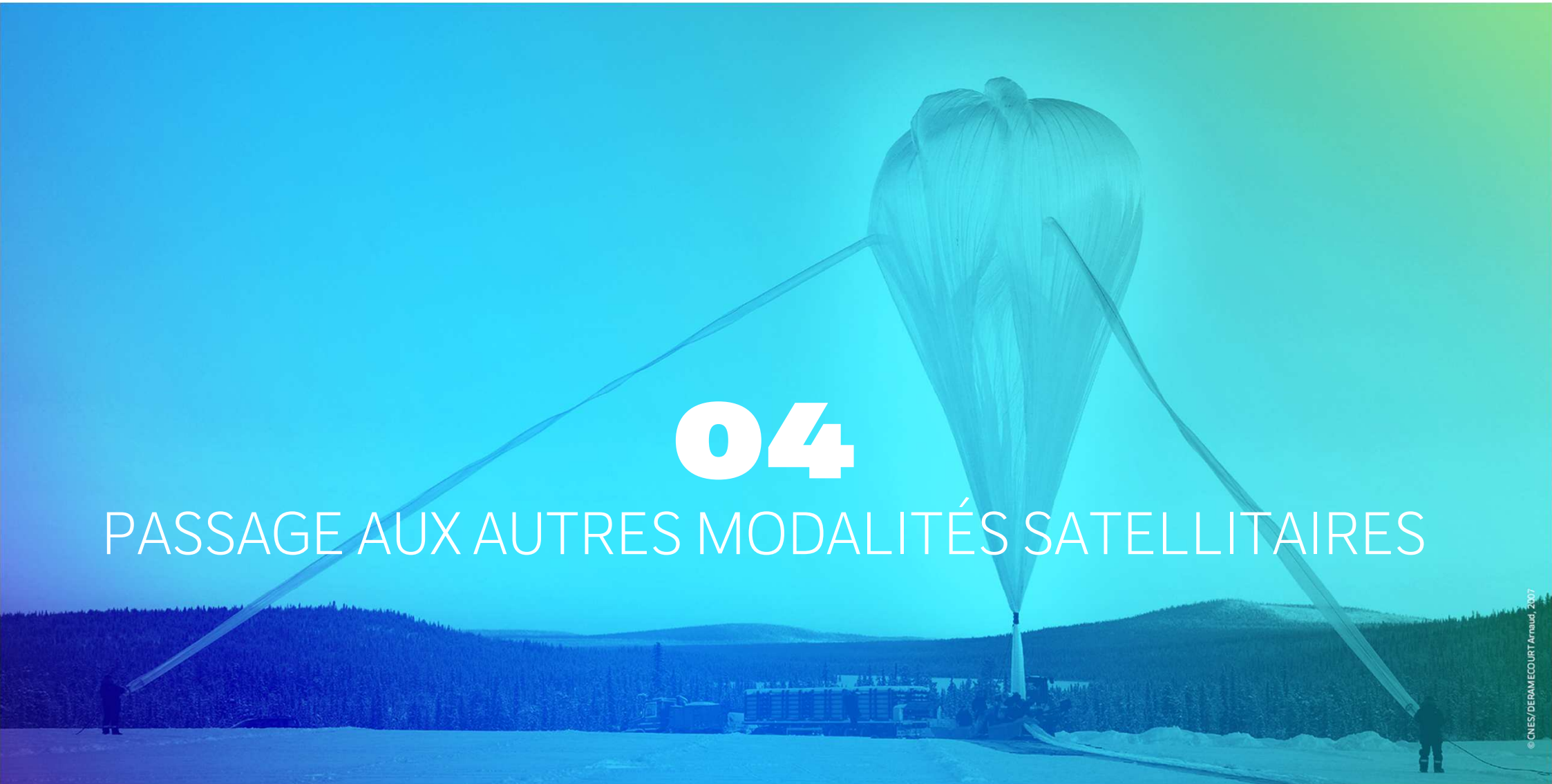
- Réaliser des millions d'inférences sur un réseau de neurones, même petit prend beaucoup de temps
 - Limité à des petites zones
 - Pas de rendu temps réel (NeRF < 1 FPS)
- Passage d'un réseau de neurones à une autre forme de modèle implicite
 - (SAT-NGP) (12 minutes)
 - Utilise une table de hachage multi-résolution (Neural Graphics Primitives)
 - Combiné à un réseau qui rentre dans le cache du GPU
 - Grille de voxels éparse mise à jour régulièrement pour concentrer les échantillons autour de la surface



ACCÉLÉRATION

- Réaliser des millions d'inférences sur un réseau de neurones, même petit prend beaucoup de temps
 - Limité à des petites zones
 - Pas de rendu temps réel (NeRF < 1 FPS)
- Passage d'un réseau de neurones à une autre forme de modèle implicite
 - (SAT-NGP) (12 minutes)
 - Utilise une table de hachage multi-résolution (Neural Graphics Primitives)
 - Combiné à un réseau qui rentre dans le cache du GPU
 - Grille de voxels éparse mise à jour régulièrement pour concentrer les échantillons autour de la surface
 - (EOGS) (3 minutes)
 - Nuage de 300k gaussiennes $\gamma = (\mu, \Sigma, \alpha, f)$
 - Position, variance, transparence, couleur

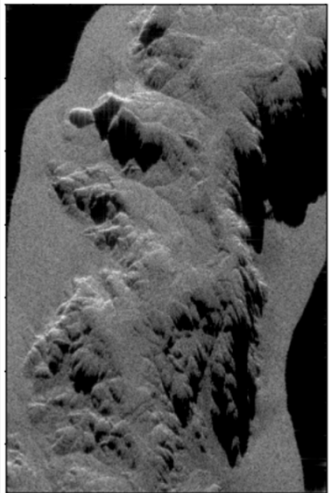




04

PASSAGE AUX AUTRES MODALITÉS SATELLITAIRES

AUTRES MODALITÉS



SAR

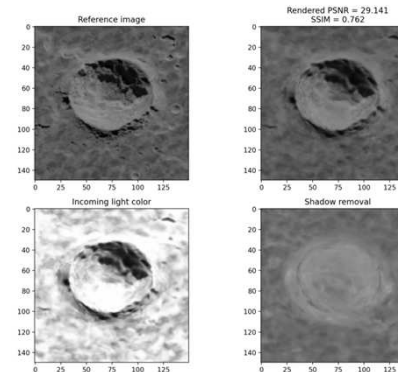
Radar Fields 2024

Barbier-Renard et al. 2025



MULTISPECTRAL

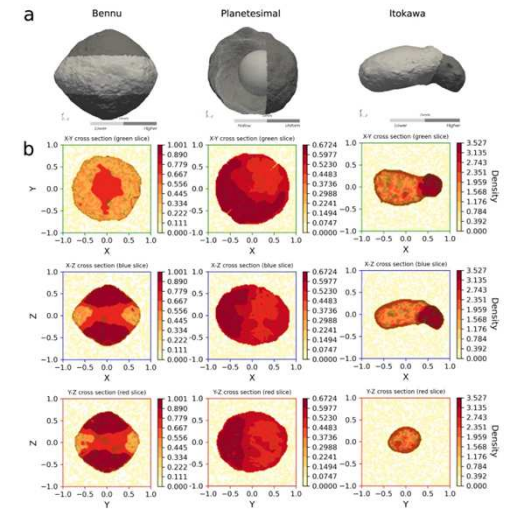
Fusion-RF 2024



LUNAIRE

Adams et al. 2023

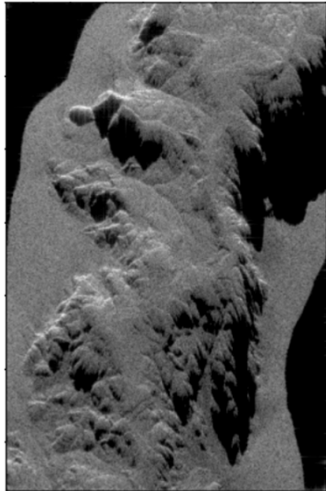
Adams et al. 2024



GRAVITÉ

geodesyNets 2022

AUTRES MODALITÉS



SAR

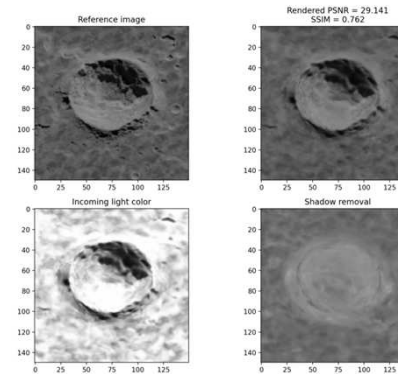
Radar Fields 2024

Barbier-Renard et al. 2025



MULTISPECTRAL

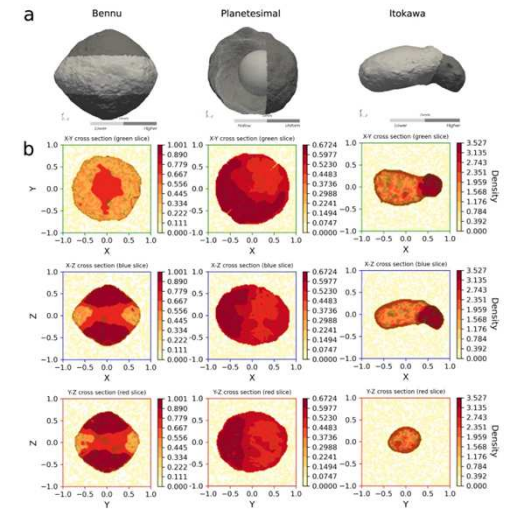
Fusion-RF 2024



LUNAIRE

Adams et al. 2023

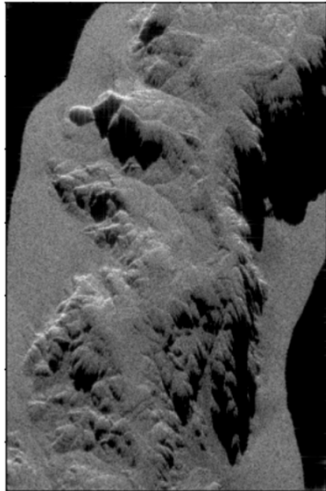
Adams et al. 2024



GRAVITÉ

geodesyNets 2022

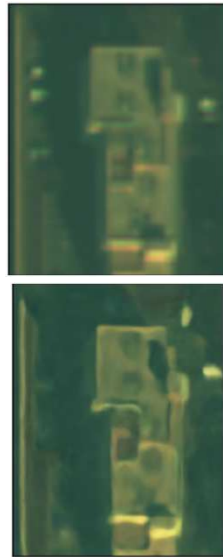
AUTRES MODALITÉS



SAR

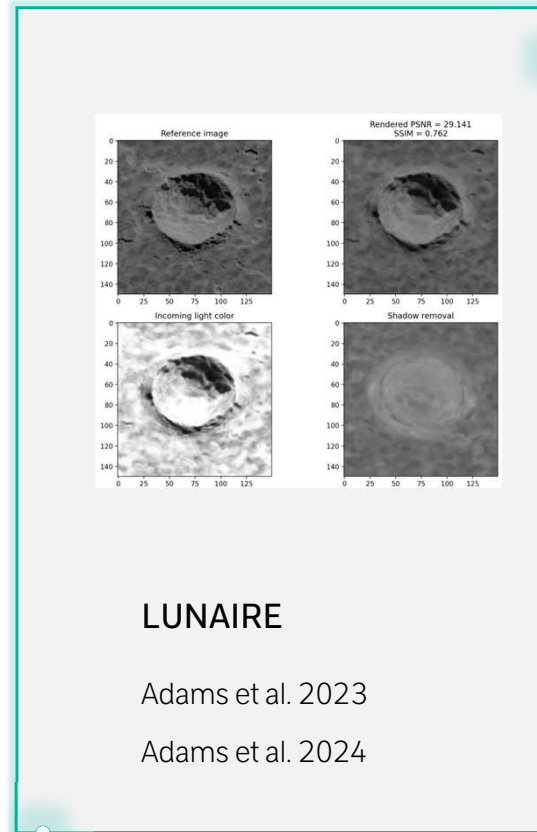
Radar Fields 2024

Barbier-Renard et al. 2025



MULTISPECTRAL

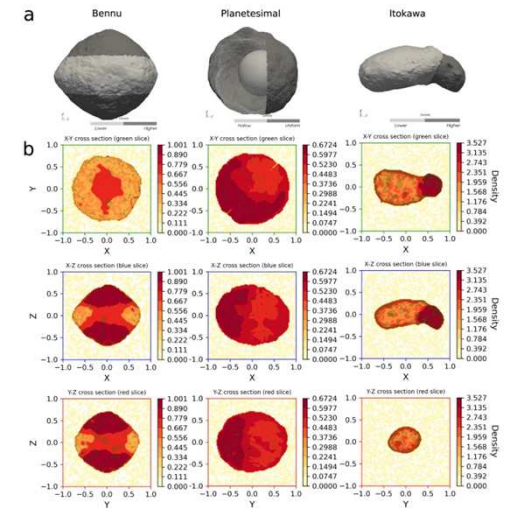
Fusion-RF 2024



LUNAIRE

Adams et al. 2023

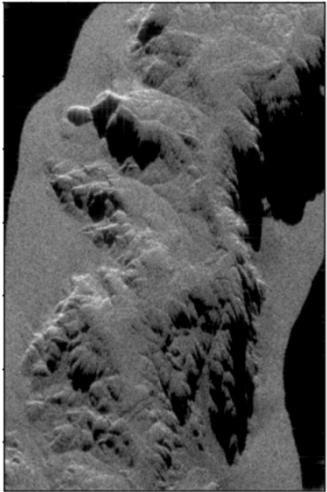
Adams et al. 2024



GRAVITÉ

geodesyNets 2022

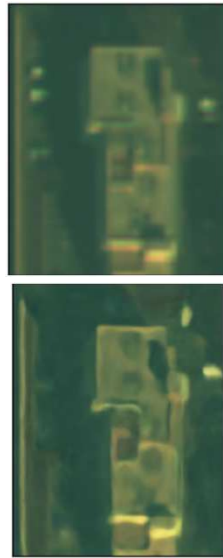
AUTRES MODALITÉS



SAR

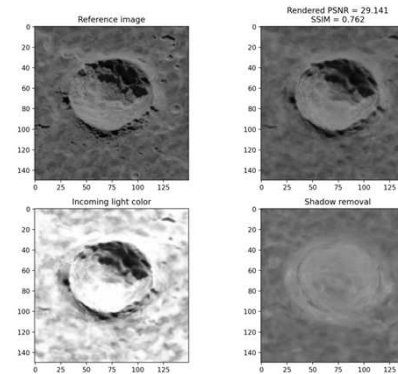
Radar Fields 2024

Barbier-Renard et al. 2025



MULTISPECTRAL

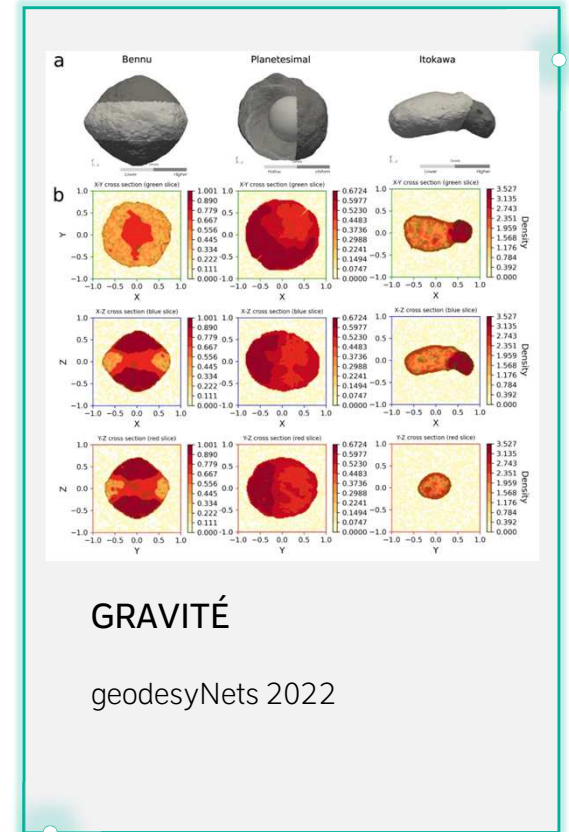
Fusion-RF 2024



LUNAIRE

Adams et al. 2023

Adams et al. 2024



GRAVITÉ

geodesyNets 2022



05

CONCLUSION

CONCLUSION

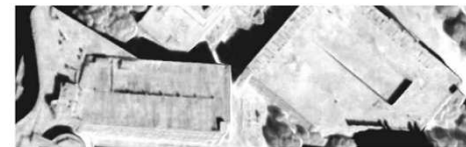
- Perturbation = information
 - Ombres
 - Objets transients
 - Effets saisonniers
 - Effets spéculaires
 - ...
- L'atout des NeRF est de pouvoir décomposer ces effets
- Les limitations en temps de calcul sont largement adressées, et le rendu temps réel est possible sur un seul GPU grâce au Gaussian Splatting



Incertitude
 β



Effets transients
 τ



Visibilité solaire
 S



Albedo
 a



Couleur rendue
 C



PERSPECTIVES



Cyclones ▶



Earthquakes ▶



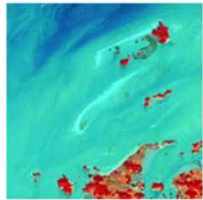
Fires ▶



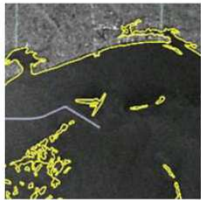
Floods ▶



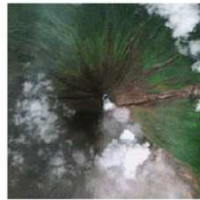
Snow and Ice ▶



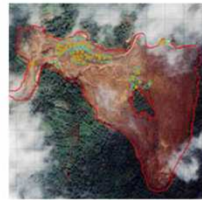
Ocean Waves ▶



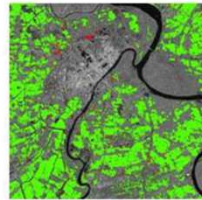
Oil spills ▶



Volcanoes ▶



Landslides ▶



Other ▶

- Ouverture vers la multi-modalité : acquisitions « opportunistes »
 - Un modèle physique partagé appris par plusieurs sources de données avec des mécanismes de formation du signal différents
 - Ex. optique + SAR
 - Complémentarité entre les sources de données, même si peu d'images de chaque source sont disponibles
 - Aspects sémantiques (Semantic-NeRF 2025)
- Les NeRF ont un pouvoir génératif qui reste à explorer dans l'imagerie satellitaire
 - Génération d'images / décomposition
 - Génération de scènes 3D
 - ...

BIBLIOGRAPHIE

- (NeRF) Mildenhall, B., Srinivasan, P. P., Tancik, M., Barron, J. T., Ramamoorthi, R., & Ng, R. (2021). **NeRF: Representing scenes as neural radiance fields for view synthesis.**
- (NeRF-W) Martin-Brualla, R., Radwan, N., Sajjadi, M. S., Barron, J. T., Dosovitskiy, A., & Duckworth, D. (2021). **Nerf in the wild: Neural radiance fields for unconstrained photo collections.**
- (I-NGP) Müller, T., Evans, A., Schied, C., & Keller, A. (2022). **Instant neural graphics primitives with a multiresolution hash encoding.**
- (Gaussian Splatting) Kerbl, B., Kopanas, G., Leimkühler, T., & Drettakis, G. (2023). **3D gaussian splatting for real-time radiance field rendering.**
- (Shadow-NeRF) Derksen, D., & Izzo, D. (2021). **Shadow neural radiance fields for multi-view satellite photogrammetry**
- (Sat-NeRF) Marí, R., Facciolo, G., & Ehret, T. (2022). **Sat-nerf: Learning multi-view satellite photogrammetry with transient objects and shadow modeling using rpc cameras**
- (EO-NeRF) Marí, R., Facciolo, G., & Ehret, T. (2023). **Multi-date earth observation NeRF: The detail is in the shadows**
- (SAT-NGP) Billouard, C., Derksen, D., Sarrazin, E., & Vallet, B. (2024). **SAT-NGP: Unleashing Neural Graphics Primitives for Fast Relightable Transient-Free 3D Reconstruction From Satellite Imagery**
- (EOGS) Aira, L. S., Facciolo, G., & Ehret, T. (2024). **EOGS: Gaussian Splatting for Earth Observation.**
- (SUNDIAL) Behari, N., Dave, A., Tiwary, K., Yang, W., & Raskar, R. (2024). **SUNDIAL: 3D Satellite Understanding through Direct Ambient and Complex Lighting Decomposition.**
- (Season-NeRF) Gableman, M., & Kak, A. (2024). **Incorporating season and solar specificity into renderings made by a NeRF architecture using satellite images.**
- (Planet-NeRF) Kåreborn, L., Ingerstad, E., Berg, A., Karlsson, J., & Haglund, L. (2024). **Exploring Seasonal Variability in the Context of Neural Radiance Fields for 3D Reconstruction on Satellite Imagery**
- (BRDF-NeRF) Zhang, L., Rupnik, E., Nguyen, T. D., Jacquemoud, S., & Klinger, Y. (2024). **BRDF-NeRF: Neural Radiance Fields with Optical Satellite Images and BRDF Modelling.**
- (Radar Fields) Ehret, T., Marí, R., Derksen, D., Gasnier, N., & Facciolo, G. (2024). **Radar fields: An extension of radiance fields to SAR.**
- (Barbier-Renard et al.) Barbier, E., Tupin, F., Trouvé, N., & Denis, L. (2025). **Multi-view 3D surface reconstruction from SAR images by inverse rendering.**
- (Fusion-RF) Sprintson, M., Chellappa, R., & Peng, C. (2024). **FusionRF: High-Fidelity Satellite Neural Radiance Fields from Multispectral and Panchromatic Acquisitions.**
- (Adams et al. '23) Adams, C., Lopez-Francos, I., Van Kints, E., & Hammond, A. (2023). **A Summary of Neural Radiance Fields for Shadow Removal and Relighting of Satellite Imagery.**
- (Adams et al. '24) Adams, C., Lopez-Francos, I., Deutsch, A., Van Kints, E., & Hammond, A. (2024). **Design and Development of a Neural Surface Rendering Model for Lunar Satellite Photogrammetry.**
- (geodesyNets) Izzo, D., & Gómez, P. (2022). **Geodesy of irregular small bodies via neural density fields.**
- (Semantic-NeRF) Wagner, V., Bullinger, S., Bodensteiner, C., & Arens, M. (2025). **Semantic Neural Radiance Fields for Multi-Date Satellite Data.**