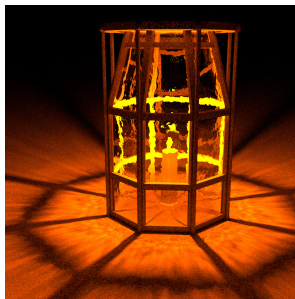


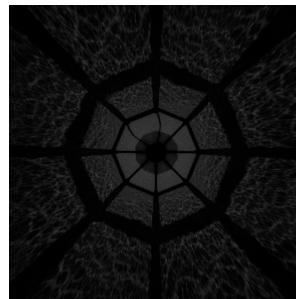
Stage Master 2 Recherche 2024

Rendu de caustiques dynamiques par *Neural Fields*

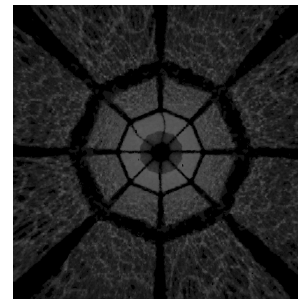
Restituer des environnements anciens implique de pouvoir modéliser des matériaux utilisés à l'époque considérée. Dans le cadre de nos travaux centrés sur la restitution du Camp du Drap d'Or (1520) et du Pont Notre-Dame à Paris (1720), nous avons développé des travaux centrés sur la modélisation des verres anciens, qui peuvent être utilisés pour les vitres présentes dans les édifices et les dispositifs d'éclairage concernés. Ces verres se caractérisent par de nombreuses imperfections, qui n'existent pas dans nos verres modernes : surface irrégulière, présence de résidus, de bulles d'air ou encore de cordes (morceaux de verre aux caractéristiques de réfraction différentes). La présence de ces imperfections provoque l'apparition de phénomènes lumineux appelés caustiques lorsque la lumière traverse les verres (voir figure 1a).



(a) Rendu d'une caustique produite par une lanterne dont les parois sont en verre ancien.



(b) Aperçu de la caustique originale produite par la lanterne.



(c) Exemple de rendu fourni par un *neural field* pour la même lanterne.

FIGURE 1 – Comparaison entre une caustique obtenue par simulation (à gauche) et la même caustique fournie par un *neural field*. Les deux images sont très proches, avec un léger flou sur l'image estimée.

Des algorithmes efficaces ont été développés pour prendre en charge ces phénomènes dans un contexte de simulation, dans lequel le temps de calcul n'est pas limité. Dans le cadre d'un rendu temps réel, une approche à base de *neural fields* a été envisagée, en s'appuyant sur les capacités de reconstruction 3D et de synthèse de nouveaux points de vue de ces réseaux de neurones. Les premiers résultats obtenus sont encourageants, mais souffrent d'un léger flou dans l'image fournie par le réseau (voir figure 1c). D'autre part, le réseau n'a été entraîné que sur des sources statiques, alors que les sources anciennes sont constituées de flammes, fortement dynamiques.

Ce stage se fixe donc pour objectif d'étudier divers moyens d'améliorer la qualité des images fournies par le réseau (par exemple en filtrant l'image obtenue via des techniques de défloutage), mais également d'approfondir les travaux actuels en considérant une source dynamique (par exemple une flamme dans une lanterne).

Prérequis Des connaissances de base en *machine learning* et en informatique graphique seront appréciées, mais ne sont pas obligatoires ; la personne recrutée sera formée aux techniques requises par les encadrants

du stage. Les développements à réaliser se feront principalement en C++ dans le cadre d'une application dédiée.

Encadrants :

- C. Renaud (christophe.renaud@univ-littoral.fr)
- S. Delepouille (samuel.delepouille@univ-littoral.fr)
- Q. Huan (quentin.huan@univ-littoral.fr)

Financement demandé : Pôle MTE/Laboratoire/IMAP

Durée : 5 mois

Lieu : LISIC - site de Calais

Éléments de bibliographie :

1. Thomas Müller, Alex Evans, Christoph Schied, Alexander Keller, Instant Neural Graphics Primitives with a Multiresolution Hash Encoding, ACM Trans. Graph., Vol. 4, No 4, Juillet 2022, <https://doi.org/10.1145/3528223.3530127>
2. Yiheng Xie, Towaki Takikawa, Shunsuke Saito, Or Litany, Shiqin Yan, Numair Khan, Federico Tombari, James Tompkin, Vincent Sitzmann, Srinath Sridhar, Neural Fields in Visual Computing and Beyond, Computer Graphics Forum, Volume 41, Issue 2, May 2022, Pages 641-676, <https://doi.org/10.1111/cgf.14505>
3. Ben Mildenhall, Pratul P. Srinivasan, Matthew Tancik, Jonathan T. Barron, Ravi Ramamoorthi, and Ren Ng, NeRF : Representing Scenes as Neural Radiance Fields for View Synthesis, Communications of the ACMV, olume 65, Issue 1, January 2022, pp 99–106h, <https://doi.org/10.1145/3503250>
4. Neural Radiance Field (NeRF) : A Gentle Introduction, <https://datagen.tech/guides/synthetic-data/neural-radiance-field-nerf/#>