







Académie en région à Nice et Sophia Antipolis

La synthèse d'Images et l'apprentissage par ordinateur

George Drettakis Inria

La synthèse d'image (« Computer Graphics » en anglais) permet d'atteindre un réalisme sans précèdent, au point qu'il est difficile de distinguer le contenu synthétique du contenu réel, comme par exemple lorsque des effets spéciaux sont inclus dans un film.

Nous présentons le principe du **rendu** (« rendering » en anglais) en synthèse d'images qui prend en entrée la géométrie, les matériaux et les lumières de la scène, et simule le transport de la lumière pour générer une image finale. Nous présentons ensuite le fondement mathématique de ce processus, et notamment l'équation de rendu (« Rendering Equation » en anglais), en expliquant les différents termes. En particulier, nous décrivons les **modèles de matériaux** qui donnent l'apparence à un objet (par exemple un objet en bois par rapport au même objet en métal), et **le processus de l'intégration des chemins lumineux** qui est très couteux, surtout si on change les conditions d'éclairage.

Ensuite nous présentons les différentes méthodes utilisées pour générer les images de synthèse, et nous comparons leurs avantages et inconvénients. Nous nous focalisons sur deux aspects spécifiquement : la **difficulté de la création du contenu** synthétique, et plus précisément les **propriétés des matériaux** — qui nécessite aujourd'hui un travail manuel fastidieux ; et la **simulation d'éclairage** pour changer les conditions d'éclairement d'une scène, qui nécessite des **temps de calculs importants**. Nous présentons alors la méthode de rendu à base d'images, qui permet d'éviter à la fois le processus de création et la simulation d'éclairage, mais qui ne permet pas de modifier le contenu de la scène.

Par la suite, nous présentons deux méthodes développées par notre équipe, qui s'attaquent à ces deux problèmes – la création de matériaux par capture et le changement d'éclairage – en utilisant l'apprentissage profond.

Pour éviter le processus fastidieux et manuel de création de matériaux, notre première méthode se base sur la *capture*, c'est-à-dire créer une représentation d'un matériau – qui permet le rendu réaliste par la suite – simplement en prenant une photo. Notre approche

prend une photo en entrée et utilise l'apprentissage profond pour générer la représentation du matériau [Deschaintre et al. 2018].

Après un survol rapide de l'état de l'art, nous présentons notre méthode qui repose sur deux éléments essentiels : une fonction de perte basé sur le rendu et l'utilisation de données synthétiques pour l'entrainement. Les matériaux en synthèse d'images sont représentés par plusieurs cartes (par exemple, l'albédo, les normales de la surface et des coefficients de réflectivité). Si on entraine notre réseau de neurones sur l'erreur d'estimation des cartes, nous ignorons les interactions et les corrélations entre les cartes, et nous n'avons aucune garantie que l'apparence de l'objet rendu sera similaire à la photo d'entrée, car il s'agit d'un problème inverse sous-contraint. Notre solution est d'entrainer sur l'erreur du rendu pour une estimation de carte donnée, en calculant l'image finale et en la comparant avec la vérité terrain. Trouver la vérité terrain pour les cartes de propriétés de matériaux est très complexe ; par conséquent nous avons utilisé des données synthétiques pour entrainer nos réseaux. Nous présentons une série de résultats de notre méthode à partir de photos, souvent prises juste avec un téléphone portable. Nos résultats montrent que nous sommes capables d'estimer l'apparence de matériaux divers avec une fidélité convaincante.

La deuxième méthode que nous présentons traite le problème du changement des conditions d'éclairage dans une scène également en utilisant l'apprentissage profond [Philip et al. 2019].

Pour éviter le coût de la simulation d'éclairage, nous nous concentrons sur des approches « basées image ». Ici, nous prenons une série d'images d'une scène extérieure en entrée, et pour n'importe quelle de ces images, nous utilisons l'apprentissage profond pour changer les conditions d'éclairage. L'élément clef est d'utiliser une géométrie approximative pour guider le réseau de neurones dans son calcul de la nouvelle condition d'éclairage. Ceci est fait en calculant des cartes d'ombres pour la position du soleil au moment de la prise de vue et pour la nouvelle position du soleil pour la nouvelle condition d'éclairage. Pour cette méthode on utilise également des données synthétiques, ce qui permet d'entrainer le réseau d'une manière efficace. Nous montrons des résultats sur le changement d'éclairage dans des photos, des vidéos de drones et pour le rendu à base d'image.

Dans notre conclusion nous présentons quelques idées sur l'avenir du rendu et de l'apprentissage en synthèse d'image ainsi que quelques problèmes ouverts.







Eclairage modifiée grâce à notre méthode basée sur l'apprentissage profond (voir texte)

Bibliographie

[Philip 19] Julien Philip, Michaël Gharbi, Tinghui Zhou, Alexei Efros, George Drettakis, Multi-view Relighting Using a Geometry-Aware Network, *ACM Transactions on Graphics* (SIGGRAPH Conference Proceedings), Volume 38, Number 4, July 2019 https://reposam.inria.fr/fungraph/deep-relighting/

[Deschaintre 18] Valentin Deschaintre, Miika Aittala, Frédo Durand, George Drettakis, Adrien Bousseau, Single-Image SVBRDF Capture with a Rendering-Aware Deep Network, *ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH Conference Proceedings), Volume 37, Number 128, pages 15*, Aug 2018 https://team.inria.fr/graphdeco/projects/deep-materials/

[Hedman 18] Peter Hedman, Julien Philip, True Price, Jan-Michael Frahm, George Drettakis, Gabriel Brostow, Deep Blending for Free-Viewpoint Image-Based Rendering, *ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH Asia Conference Proceedings), Volume 37, Number 6*, November 2018 https://repo-sam.inria.fr/fungraph/deep-blending/

Pour plus de résultats, voir https://team.inria.fr/graphdeco/publications