

Invitation à la soutenance de thèse

**RESEAUX GENERATIFS ET CONTRAINTES PHYSIQUES POUR LA SYNTHÈSE
D'IMAGES DE NUAGES ET DE TEXTURE**

**PHYSICALLY CONSTRAINED GENERATIVE NETWORKS FOR CLOUD AND TEXTURE
SYNTHESIS**

Pierrick Chatillon

19 décembre 2023 à 14h

Amphithéâtre 7 – Télécom Paris 19, place Marguerite Perey
91120 Palaiseau

Devant le jury composé de :

Bruno Galerne	Université d'Orléans	Rapporteur
Javier Portilla	Spanish National Research Council	Rapporteur
Agnès Desolneux	CNRS, ENS Paris-Saclay	Examinatrice
Coloma Ballester	Universitat Pompeu Fabra	Examinatrice
Frédéric Szczap	Université Clermont Auvergne	Examineur
Yann Gousseau	Télécom Paris	Directeur de thèse
Sidonie Lefebvre	ONERA	Co-Directrice de thèse
Céline Sorret	DGA	Invitée
Christophe Guilmart	AID	Invité

Résumé :

Évaluer la performance des capteurs optiques nécessite notamment de disposer de scènes de référence et de prendre en compte la variabilité des objets d'intérêt et de l'arrière-plan. Générer rapidement des images reproduisant les niveaux radiométriques et la texture des fonds naturels est essentiel pour enrichir les bases de données expérimentales ou remplacer les codes de simulation coûteux, pour l'estimation de quantités statistiques. Notre travail se concentre sur l'imagerie de fonds nuageux, pour des applications telles que la prédiction de la couverture nuageuse parcellaire, que ce soit pour l'optimisation de la planification de constellations de satellites d'observation de la Terre ou pour la prédiction de la disponibilité des liaisons optiques entre stations terrestres et satellites. Une autre application réside dans la détection de petits objets, tels que les drones, sur un fond de ciel nuageux. Des algorithmes d'apprentissage profond peuvent être mis en œuvre pour détecter ces objets, et nécessitent de grandes quantités de masques nuageux que ce soit pour leur entraînement ou leur évaluation de performance sur des données synthétiques.

L'accès à de vastes bases de données mesurées de champs nuageux est un défi, car les systèmes passifs utilisés pour les observations atmosphériques ne fournissent que des vues partielles de ces champs et ne permettent pas de restituer la texture 3D associée. Par conséquent, les bases de données associées aux nuages sont généralement construites par des modélisations physiques, qui s'appuient sur les équations de Navier-Stokes et sur des méthodes de simulation coûteuses, ce qui limite la quantité de données disponible. Notre travail vise à générer des bases de données d'images de nuages en utilisant des approches d'apprentissage profond par réseaux génératifs pour produire des images de grande taille à partir d'un petit nombre de données mesurées ou de simulations coûteuses, tout en maintenant la cohérence spectrale et radiométrique des images. Nous nous limitons à des données 2D de type RGB, monospectrales en infrarouge ou bien de contenu en eau ou en glace, mais les méthodes proposées peuvent être étendues à des données multispectrales.

Les méthodes traditionnelles de synthèse physique sont limitées en termes de résolution spatiale si la zone à couvrir est importante. Par conséquent, nous avons exploré deux approches de super-résolution pour augmenter la résolution spatiale des images. Les deux approches relèvent des méthodes internes de super-résolution, c'est à dire qui exploitent la redondance de l'information présente dans une seule image, à différents endroits et différentes échelles. Les deux méthodes tirent parti des propriétés fractales des fonds nuageux, et utilisent un réseau génératif comme modèle commun pour différentes résolutions. La première approche consiste à maintenir des propriétés statistiques d'intérêt au cours du processus de super-résolution, telles que la propriété de décroissance en puissance du spectre de Fourier, qui forme un descripteur essentiel des textures nuageuses. Le réseau est entraîné selon le paradigme des réseaux génératifs antagonistes, comme dans SinGAN, la méthode dont découle ce travail. La deuxième approche est similaire à la première, mais ne déploie pas d'entraînement adversarial, diminuant ainsi le temps d'entraînement. La décroissance spectrale en puissance n'est pas imposée mais encouragée par l'utilisation d'une pondération fractale du bruit multi-échelle utilisé pour la stochasticité de la méthode.

Dans un second temps, nous avons exploré des méthodes de synthèse de textures. Dans un premier temps, nous proposons une méthode de génération d'images de nuages à partir de paramètres physiques. Ce modèle génératif est capable de contrôler le comportement spectral et le comportement de l'histogramme des images générées, garantissant ainsi que les statistiques souhaitées sont respectées. Ce dernier exploite à nouveau une pondération appropriée du bruit multi-échelle pour asservir la pente spectrale. La dernière partie de cette thèse traite de synthèse de texture d'un point de vue général, et propose une structure d'auto-encodeur adaptée aux textures, enrichie pour traiter le cas des textures présentant des motifs périodiques. Cette architecture extrait des statistiques non locales d'images, et permet de nombreuses synthèses différentes à partir d'une seule texture exemple. Ces deux approches tirent parti de l'architecture multi-échelle de StyleGAN.

Dans son ensemble, notre travail contribue à la génération d'images de nuages réalistes à partir de données en nombre limité, en préservant les propriétés spectrales et radiométriques, grâce à des approches multi-échelles tirant parti des caractéristiques fractales des nuages.

Mots clés :

Modèles génératifs, synthèse de texture, super-résolution, nuages

Page 2/2