

Apprentissage Auto-supervisé pour la Tomographie SAR

Stage M2 - 2025

Mots-clés : Modèles de diffusion, débruitage, observation de la Terre, imagerie SAR.

1 Contexte

L'imagerie SAR consiste à construire une image à partir des réflexions obtenues des impulsions émises par un radar en mouvement. Cette technique présente de nombreux avantages n'étant par exemple pas sensible à la couverture nuageuse ou à l'illumination par le soleil. Par ailleurs, les capteurs modernes peuvent atteindre des résolutions centimétriques permettant d'observer de large zone de la surface terrestre avec un haut niveau de détail. Pour ces raisons et grâce à l'augmentation des données disponibles, cette technique gagne en popularité pour l'observation de la Terre. L'imagerie SAR est toutefois difficilement interprétable car les structures observées sont distordues par rapport à leur apparence en imagerie naturelle ainsi que la présence d'un bruit de chatoiement ou *speckle*. Le *speckle* peut être vu comme un bruit multiplicatif impactant fortement la dynamique des pixels.

Ces dernières années ont vu l'ascension et la généralisation des modèles de diffusion pour la génération d'images photoréalistes [3, 4]. Ces modèles sont à même de capturer la distribution des images et permettent d'échantillonner de façon itérative des images de plus en plus probables. Dans la pratique, cet échantillonnage se fait par débruitage successif en partant d'une image de bruit jusqu'à une image complètement débruitée. Récemment, certaines approches ont proposées de tirer parti de modèles de diffusion initialement appris pour la génération d'image dans un cadre de débruitage [2, 1]. Dans ce cas, une fois un modèle de diffusion appris sur des données débruitées, une image bruitée peut être considérée comme une étape dans le processus de génération. Le débruitage est finalement obtenu par poursuite du débruitage jusqu'à l'obtention d'une image sans bruit.

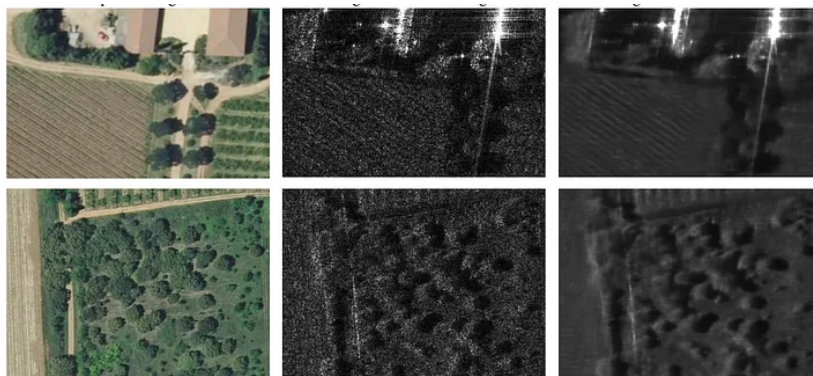


Figure 1: Images optiques, SAR et débruitées d'une zone agricole

2 Objectifs

Ce stage a pour but d'explorer les capacités de modèles de diffusion pour le débruitage d'images SAR. Outre la prise en main des techniques associées à l'apprentissage de ces modèles ainsi que leur mise en pratique, le challenge ici est que le bruit considéré n'est pas Gaussien. L'objectif principal de ce stage est donc d'une part d'entraîner un modèle de diffusion sur des images sans bruit et d'autre part de l'adapter pour un bruit de *speckle*.

3 Profil

Le.a candidat.e doit être en Master en informatique, mathématiques appliquées ou traitement du signal. Le.a candidat.e doit avoir un fort intérêt pour la recherche scientifique et des bases théoriques en optimisation ou en machine learning. Des notions en traitement du signal peuvent être un plus pour ce sujet. La connaissance de la programmation en Python est préférable, bien qu'il soit possible pour un candidat connaissant un autre langage de programmation d'apprendre Python pendant le stage. Une première expérience avec une bibliothèque d'apprentissage profond telle que PyTorch est la bienvenue.

4 Organisation

Ce stage de 5 à 6 mois devrait débuter entre février et mars 2025. Le stage se déroulera au Centre d'Études et de Recherche en Informatique et Communications (CEDRIC) du *Conservatoire National des Arts et Métiers* (CNAM) au centre de Paris. Le CEDRIC est un laboratoire fondé en 1988, regroupant plus de 80 enseignants-chercheurs dans 7 équipes thématiques. Ses activités couvrent un large éventail de domaines de recherche, allant de l'exploration de données multimédia et des communications radio à l'apprentissage statistique, aux médias interactifs et à l'optimisation. L'équipe de supervision sera composée de Clément Rambour et Arnaud Breloy de l'équipe **Données complexes, apprentissage automatique et représentations**.

5 Candidature

Envoyez un CV et un court message expliquant votre intérêt pour le stage à : clement.rambour@sorbonne-universite.fr et arnaud.breloy@cnam.fr

References

- [1] D. Heurtel-Depeiges, B. Burkhart, R. Ohana, and B. R.-S. Blancard. Removing Dust from CMB Observations with Diffusion Models, Dec. 2023.
- [2] D. Heurtel-Depeiges, C. Margossian, R. Ohana, and B. R.-S. Blancard. Listening to the noise: Blind Denoising with Gibbs Diffusion. In *Forty-First International Conference on Machine Learning*, June 2024.
- [3] J. Ho, A. Jain, and P. Abbeel. Denoising Diffusion Probabilistic Models. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 33, 2020.
- [4] J. Song, C. Meng, and S. Ermon. Denoising Diffusion Implicit Models. In *International Conference on Learning Representations*, Oct. 2020.