



**HAL**  
open science

# Segmentation Sémantique pour la Simulation d'Images SAR

Nathan Letheule, Flora Weissgerber, Sylvain Lobry, Elise Colin-Koeniguer

► **To cite this version:**

Nathan Letheule, Flora Weissgerber, Sylvain Lobry, Elise Colin-Koeniguer. Segmentation Sémantique pour la Simulation d'Images SAR. ORASIS 2021, Centre National de la Recherche Scientifique [CNRS], Sep 2021, Saint Ferréol, France. hal-03339666

**HAL Id: hal-03339666**

**<https://hal.science/hal-03339666v1>**

Submitted on 9 Sep 2021

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# Segmentation Sémantique pour la Simulation d'Images SAR

N. Letheule<sup>1,2</sup>

F. Weissgerber<sup>1</sup>

S. Lobry<sup>2</sup>

E. Colin-Koeniguer<sup>1</sup>

<sup>1</sup> ONERA, DTIS-Lab, Université de Paris Saclay    <sup>2</sup> LIPADE, Université de Paris, Paris, France  
nathan.letheule@onera.fr

## Résumé

La simulation d'images Radar à Synthèse d'Ouverture (SAR) est une composante essentielle du développement des applications SAR. Elle peut être réalisée à l'aide de méthodes de transfert de style ou à travers des simulateurs physiques. Nous proposons une approche hybride : simulation physique d'une image SAR à partir d'une carte de matériaux obtenue par un réseau de neurones profond prenant une image optique de la scène en entrée. Nous comparons ces simulations avec celles issues d'une méthode par transfert de style. Les premiers résultats montrent le potentiel de notre approche.

## Mots Clef

Apprentissage profond, Imagerie SAR, Télédétection, Simulation, Segmentation Sémantique.

## Abstract

Simulation of Synthetic Aperture Radar (SAR) images is an essential component of SAR applications development. This can be done using style transfer methods or through physical simulators. We propose a hybrid approach : physical simulation of a SAR image from a material map obtained by a deep network taking the optical image as input. We compare the simulations with those from a style transfer method. The first results show the potential of our approach.

## Keywords

Deep Learning, SAR imagery, Remote sensing, Simulation, Semantic Segmentation.

## 1 Introduction

Grâce à la stabilité des conditions d'acquisition, l'imagerie SAR (Synthetic Aperture Radar) permet la surveillance de grandes scènes et la détection de cibles d'intérêt. Simuler des images SAR permet de tester des nouvelles configurations d'acquisition, de développer de nouveaux algorithmes et d'en tester les performances dans un environnement contrôlé.

A l'ONERA, un simulateur d'images SAR nommé EMPRISE [1] est en développement. Ce simulateur prend en entrée des informations sur la scène à modéliser, telles que le relief et des cartes de matériaux. Cependant, la création et les mises à jour manuelles de ces dernières sont

coûteuses. Pour automatiser ce processus, nous proposons une méthode de création de cartes de matériaux à partir d'images optiques. Cette tâche est formulée comme un problème de segmentation sémantique. L'objectif de ces travaux est donc de proposer une architecture adaptée aux spécificités du produit visé, à savoir une entrée de simulateur SAR.

Nous présentons dans la section 2 les travaux existants sur la simulation SAR et la segmentation sémantique, puis les travaux réalisés et les résultats attendus sont exposés dans la section 3.

## 2 Travaux antérieurs

**Simulation SAR.** Parmi les méthodes de simulation SAR existantes, on peut citer le simulateur RAYSAR [2] basé sur le lancer de rayon, ou le simulateur GRECOSAR basé sur le calcul multi-fréquentiel de la Section Efficace Radar (SER) [3]. Le simulateur EMPRISE [1] modélise la scène comme un ensemble de diffuseurs discrets dont la SER est calculée à partir de modèles canoniques (double rebond, diffus...). La scène discrétisée est obtenue à l'aide d'un Modèle Numérique de Terrain (MNT) et d'une carte de matériaux [4]. Des travaux alternatifs proposent des approches de simulation d'images SAR basées sur des réseaux de neurones adverses génératifs (GAN). En particulier, l'architecture GAN Pix2Pix [5] est utilisée pour simuler des images SAR à partir d'un masque binaire [6] ou d'un MNT et d'une carte de segmentation sémantique [7].

**Segmentation sémantique en imagerie optique de télédétection.** La segmentation sémantique est une méthode associant une étiquette à chaque pixel d'une image. Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) ont été utilisés en télédétection [8] avec une architecture encodeur-décodeur CNN-FPL [9] ou l'architecture U-Net [10], utilisée initialement en imagerie médicale [11].

## 3 Travaux

A partir d'une image optique, notre objectif est de prédire une carte de matériaux permettant la simulation de l'image SAR correspondante via EMPRISE.

### 3.1 Segmentation sémantique

**Description des données.** L'approche de segmentation sémantique est développée en s'appuyant sur les don-

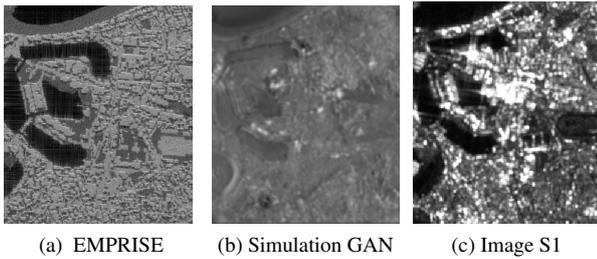


FIGURE 1 – Simulation d'images SAR

nées situées en France de la base de données multimodale DREAM [12]. Cette base contient 2143 tuiles de taille  $1024 \times 1024$  ré-échantillonnées sur une grille de 10m par 10m, dans trois modalités :

- l'image SAR acquise par Sentinel-1,
- l'image multi-spectrale acquise par Sentinel-2 sans couverture nuageuse, de date la plus proche, avec 3 canaux RGB.
- les sept étiquettes de segmentation sémantique, extraites d'Open Street Map (OSM) : route, bâtiment, champs, prairies, eau, forêts et vignes, considérées comme des entrées potentielles d'un simulateur.

**L'architecture U-Net.** L'architecture U-Net présentée dans la section 2 est envisagée pour la segmentation à partir des images optique de Sentinel-2. Ce modèle est en cours d'entraînement sur la base de données DREAM.

### 3.2 Résultats obtenus et attendus en termes de simulation

En parallèle de l'entraînement du modèle de segmentation sémantique, nous utilisons la vérité terrain de la base DREAM comme carte de matériaux pour la simulation EMPRISE. Cette simulation est ensuite comparée qualitativement à celle obtenue directement à partir d'une image optique en utilisant un GAN. Par la suite, des métriques seront utilisées pour comparer entre elles les images SAR générées et les images Sentinel-1 de référence.

**Résultat de simulation EMPRISE.** Pour obtenir une image à partir d'une carte de segmentation sémantique, il est nécessaire d'associer manuellement un modèle électromagnétique aux étiquettes, et de définir la hauteur des bâtiments et les propriétés du radar telles que sa bande de fréquences, sa trajectoire ou la résolution finale de l'image. Sur l'image de la figure 1a, le speckle et les points brillants sont visibles. L'eau a une rétrodiffusion très faible. Les effets du relief et les ombres sont pris en compte.

**Résultat d'une approche de simulation par GAN.** Le choix de l'architecture s'est porté vers Pix2Pix car la base de données contient des paires d'images optiques et SAR coregistrées. Sur l'image SAR de la figure 1b, on peut observer des points brillants dans la ville correspondant à des bâtiments. L'eau a une rétrodiffusion plus élevée que sur la simulation d'EMPRISE. La principale limite de cette stratégie est que l'image SAR simulée sera toujours la même

pour une image optique donnée en entrée : les paramètres physiques tels que l'angle d'incidence ou la trajectoire sont appris implicitement par le réseau.

## 4 Conclusion et perspectives

L'objectif de ce travail est d'obtenir une méthode de génération d'image SAR en utilisant le générateur physique EMPRISE, directement à partir d'une image optique et d'un MNT. Un CNN d'architecture U-Net est en cours d'entraînement sur la base de données DREAM qui contient des couples d'image SAR et optique, ainsi que le MNT correspondant et des étiquettes extraites d'OSM. Les images SAR générées seront alors comparées à un GAN déjà entraîné sur la base de données DREAM. Afin de spécialiser la segmentation sémantique à la simulation SAR, nous envisagerons par la suite de constituer une base de données d'étiquettes organisée en fonction de la réponse électromagnétique des objets qu'elles représentent.

### Remerciements

Nathan Letheule bénéficie d'une bourse de thèse DGA/Onera.

### Références

- [1] C. Lebarbu et al., *Complete radar simulation chain : Application to maritime patrol surveillance using SAR/ISAR modes*, Dans *EUSAR 2021 ; 13th European Conference on Synthetic Aperture Radar* (2021).
- [2] S. Auer et al., *RaySAR - 3D SAR simulator : Now open source*, Dans *IGARSS*, pp. 6730–6733 (2016).
- [3] G. Margarit et al., *Grecosar, a SAR simulator for complex targets : Application to urban environments.*, Dans *IGARSS*, pp. 4160–4163 (2007).
- [4] F. Weissgerber et al., *Modeling the impact of the soil roughness on PolSAR images*, Dans *EUSAR 2021 ; 13th European Conference on Synthetic Aperture Radar* (2021).
- [5] P. Isola et al., *Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks*, Dans *CVPR* (2018).
- [6] R. Dietrich-Sussner et al., *Synthetic Glacier SAR Image Generation from Arbitrary Masks Using Pix2Pix Algorithm*, arXiv (2021).
- [7] G. Baier et al., *Synthesizing Optical and SAR Imagery From Land Cover Maps and Auxiliary Raster Data*, TGRS (2021).
- [8] X. Yuan, J. Shi et L. Gu, *A review of deep learning methods for semantic segmentation of remote sensing imagery*, Expert Systems with Applications, 169, p. 114417 (2021).
- [9] M. Volpi et al., *Dense Semantic Labeling of Subdecimeter Resolution Images With Convolutional Neural Networks*, TGRS, 55 (2), p. 881–893 (Feb 2017).
- [10] P. Ulmas et I. Liiv, *Segmentation of Satellite Imagery using U-Net Models for Land Cover Classification*, arXiv (2020).
- [11] O. Ronneberger, P. Fischer et T. Brox, *U-Net : Convolutional networks for biomedical image segmentation*, Dans *ICMICCAI*, pp. 234–241. Springer (2015).
- [12] E. C. Koeniguer, *DREAM : Data Rang for EArth Monitoring*, IGARSS (2021).