

DIPLÔME NATIONAL DE DOCTORAT

(Arrêté du 25 mai 2016)

Date de la soutenance : **20 janvier 2025**

Nom de famille et prénom de l'auteur. e : **Monsieur Théo SANTOS**

Titre de la thèse : Réseaux de neurones génératifs pour la paramétrisation dans les méthodes inverses : applications en Astrophysique et Géophysique

Résumé



En sciences physiques, il est commun de s'intéresser aux caractéristiques d'un objet qui ne sont pas directement accessibles, mais dont on peut observer certains effets via le système physique étudié. Il est alors possible d'utiliser les observations pour en déduire les caractéristiques de l'objet d'intérêt : l'approche dite « inverse » se consacre à ce type de problèmes. Se pose alors la question de la paramétrisation : comment choisir adéquatement les paramètres définissant l'objet à étudier ? Ce choix est critique, puisqu'il conditionne la formulation du problème inverse, et donc la difficulté à le résoudre. L'apprentissage machine, et en particulier les réseaux de neurones génératifs, offre depuis quelques années une opportunité pour la question de la paramétrisation. En effet, ces réseaux permettent de générer à volonté des objets similaires à des objets d'entraînement, à partir d'un faible nombre de paramètres d'entrée. Un réseau génératif peut alors être entraîné sur un ensemble d'objets possibles ; puis utilisé pour la paramétrisation. Cette paramétrisation présente plusieurs avantages : - elle est computationnellement efficace, - elle atténue les non-linéarités entre les paramètres définissant l'objet et les observations, - elle contraint le problème à une classe de modèles similaires à ceux d'entraînement, - elle a peu de degrés de liberté. Cette thèse est consacrée à l'analyse méthodologique de cette paramétrisation. En particulier, nous proposons différents outils pour garantir l'entraînement optimal d'un générateur en vue de cette paramétrisation. Nous mettons en évidence les avantages, les

limites, ainsi que les points d'attention spécifiques de cette approche. Pour illustrer cette étude méthodologique, nous nous appuyons sur un problème-jouet consistant à retrouver une image nette d'anneau à partir d'une version floutée et bruitée. Nous l'utilisons pour expliciter les différents outils et enjeux de la paramétrisation, que nous utilisons au sein de méthodes inverses par optimisation et de méthodes inverse par échantillonnage. Par la suite, nous appliquons cette démarche à un problème de géophysique et à un autre d'astrophysique, afin de démontrer son intérêt dans ces domaines. En géophysique, nous appliquons la paramétrisation à un problème de « downscaling » : l'objectif est de se servir d'une image lisse du manteau terrestre pour en déduire une image plus fine, contenant des petites échelles. Pour cela, nous entraînons le réseau génératif sur des modèles simulés géodynamiquement : il agit ainsi comme une approximation de la simulation, plus actionnable pour les problèmes inverses. Cette application, réalisée sur des données synthétiques, montre le potentiel de cette paramétrisation en vue d'une future application sur des données réelles. En astrophysique, nous appliquons cette approche à la génération de fonctions d'étalement du points (PSFs). En imagerie astrophysique, la PSF est un objet, caractéristique du système optique, qui définit la manière donc est floutée une image ; bien l'estimer permet par exemple de déflouter une image efficacement. Ainsi, nous paramétrons les PSFs avec un réseau génératif, ce qui permet de s'en servir dans les problèmes inverses impliquant la PSF. Cette fois-ci, la paramétrisation est faite à partir d'images réelles de PSFs ; cela nous permet d'explorer des problématiques spécifiques à l'utilisation de données réelles.

Mots-clés :

Problèmes inverses, Apprentissage profond, Astrophysique, Géophysique, Réseaux de neurones