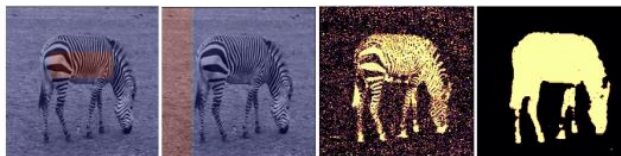


Self2Seg : Segmentation et Débruitage Conjointes Auto-supervisés d'une Seule Image.

Publier 30 Avril 2024



Par

EBWALA Ebwalette Priscille

Encadrants

Dr. HO Tuong Vinh

PLAN

1

Introduction

2

Présentation de l'Article Principal

3

Travaux Connexes

4

Analyse Comparative de l'Article vs Travaux Connexes

5

Experimentation et Resultat

6

Conclusion et Perspectives

1. Introduction

Contexte

- L'imagerie biomédicale et industrielle repose sur des techniques avancées de segmentation et de débruitage.
- Problème majeur : **les méthodes classiques nécessitent des grandes bases de données annotées**, difficiles à obtenir dans certains domaines (microscopie, astrophysique, etc.).

Objectif

- Développer des **méthodes d'apprentissage auto-supervisé** combinant segmentation et débruitage à partir d'une seule image non annotée.
- Appliquer ces méthodes à des **images bruitées** pour améliorer leur qualité et faciliter leur analyse.

Problème

- **Comment segmenter et débruiter une image simultanément sans avoir besoin d'un grand volume de données étiquetées ?**



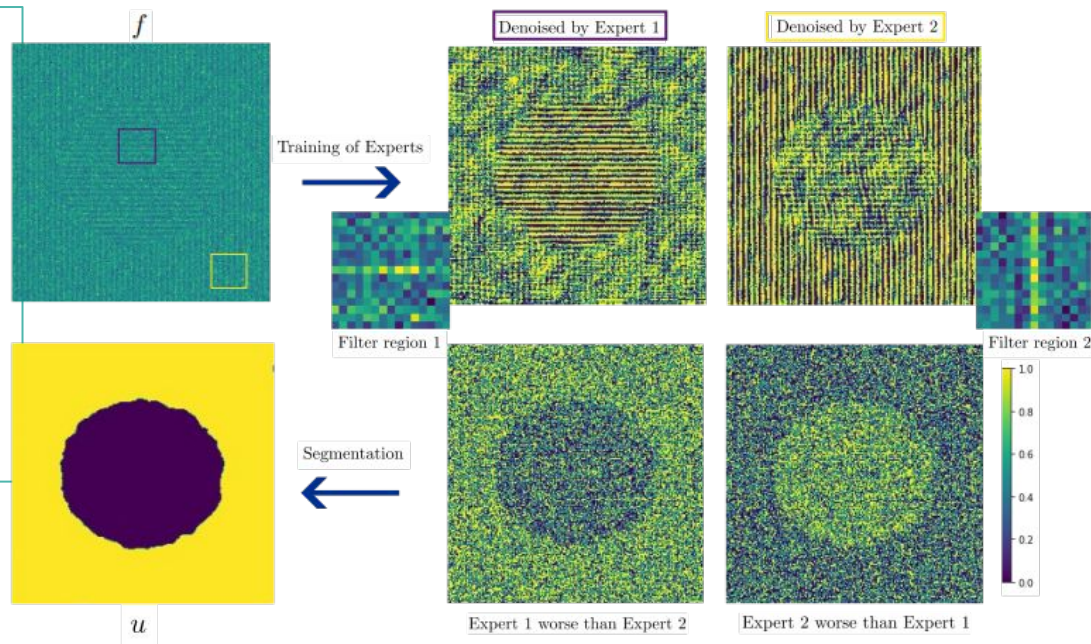
2. Présentation de l'Article Principal

“Self2Seg: Single-Image Self-Supervised Joint Segmentation and Denoising”

- Approche auto-supervisée combinant :
 - Réseaux de neuronaux pour le débruitage
 - Méthodes variationnelles (Chan-Vese)
 - Apprentissage profond auto-supervisé (Noise2Fast)
- Couplage des deux tâches via une fonction énergétique optimisée pour exploiter leurs interdépendances.

Objectif spécifique traité par l'article

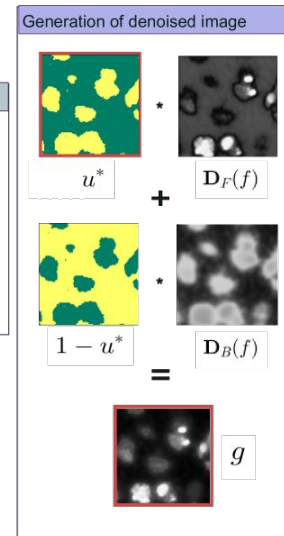
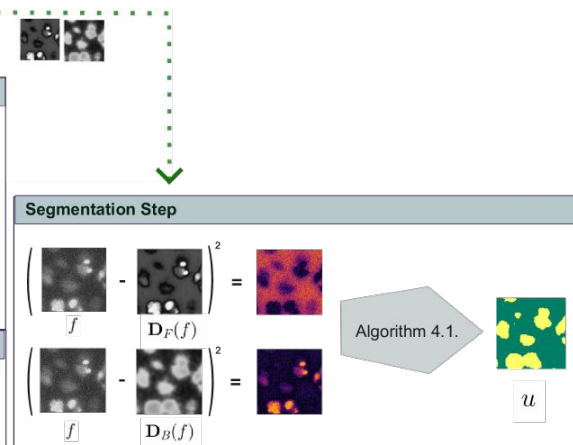
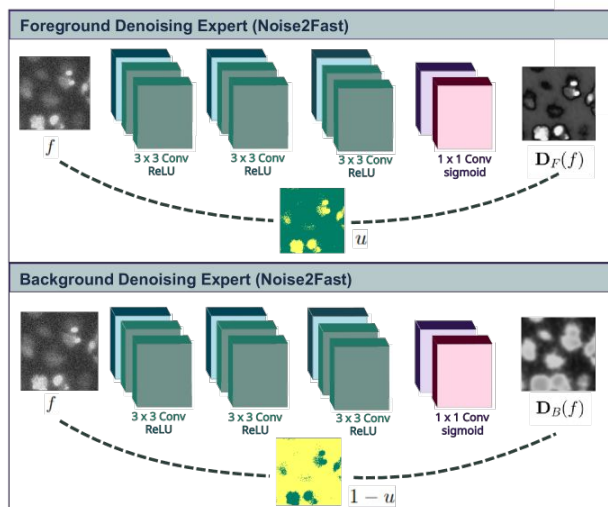
- Proposer une approche **auto-supervisée** permettant de réaliser **simultanément la segmentation et le débruitage** d'une seule image sans vérités terrain.



2.1. Architecture et Fonctionnement

Self2Seg repose sur :

- Deux experts en débruitage (avant-plan et arrière-plan).
- Un algorithme de segmentation exploitant les sorties des experts.
- Une génération d'image débruitée combinant les deux résultats.



Avantage :

Amélioration progressive de la segmentation et du débruitage en les traitant conjointement.

2.2. Résultats Expérimentaux et Performances

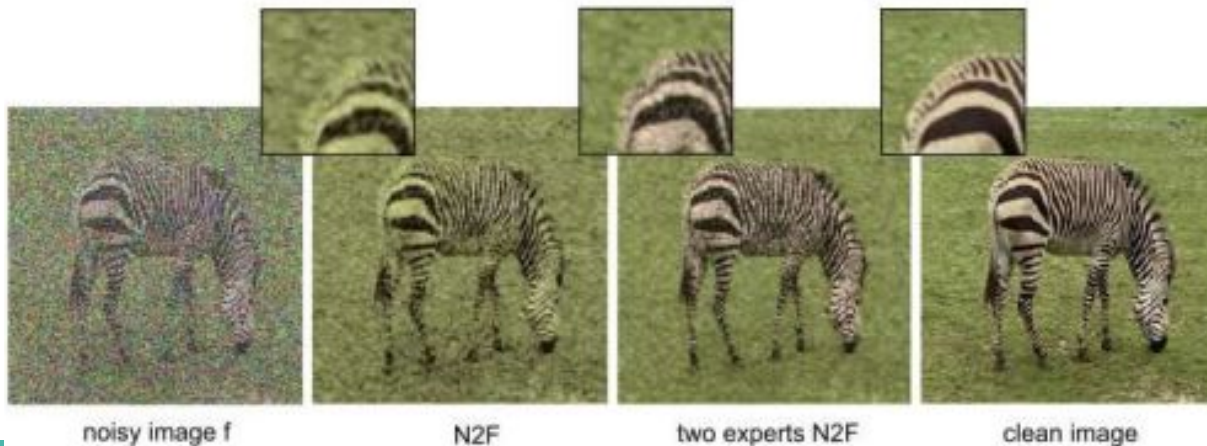
→ **Base de test** : Images microscopiques bruitées du jeu de données DSB2018
tirer de scans thoraciques en 3D.

→ **Métriques utilisées** :

- **PSNR** (Peak Signal-to-Noise Ratio) → Qualité du débruitage.
- **SSIM** (Structural Similarity Index) → Similarité visuelle.
- **Indice de Dice** → Précision de la segmentation.

→ **Comparaison avec des méthodes existantes** :

- Self2Seg **surpasse Noise2Fast et Chan-Vese** en termes de qualité et de robustesse, notamment dans les conditions de bruit élevé



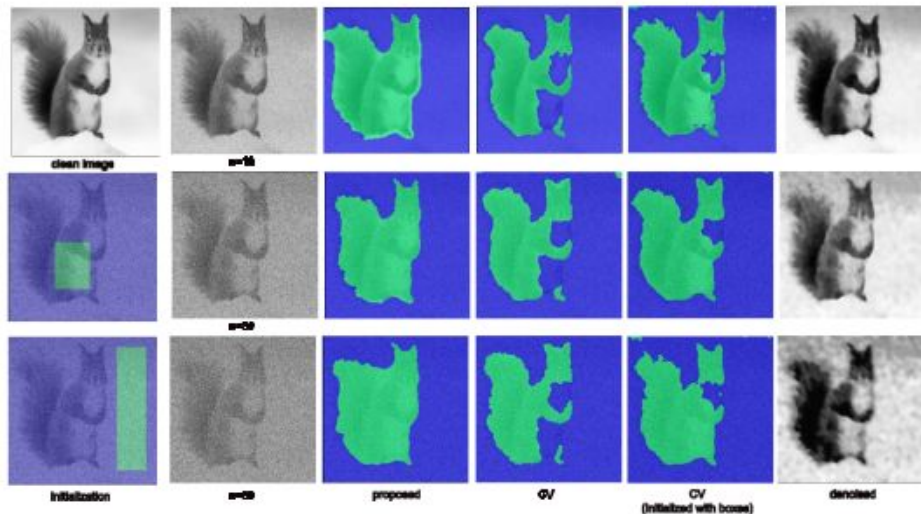
2.3. Critique de l'État de l'Art de l'Article

Forces :

- Auto-supervision → **Pas besoin de données annotées.**
- **Couplage intelligent** entre segmentation et débruitage.
- Amélioration de la robustesse sur images bruitées.

Limites :

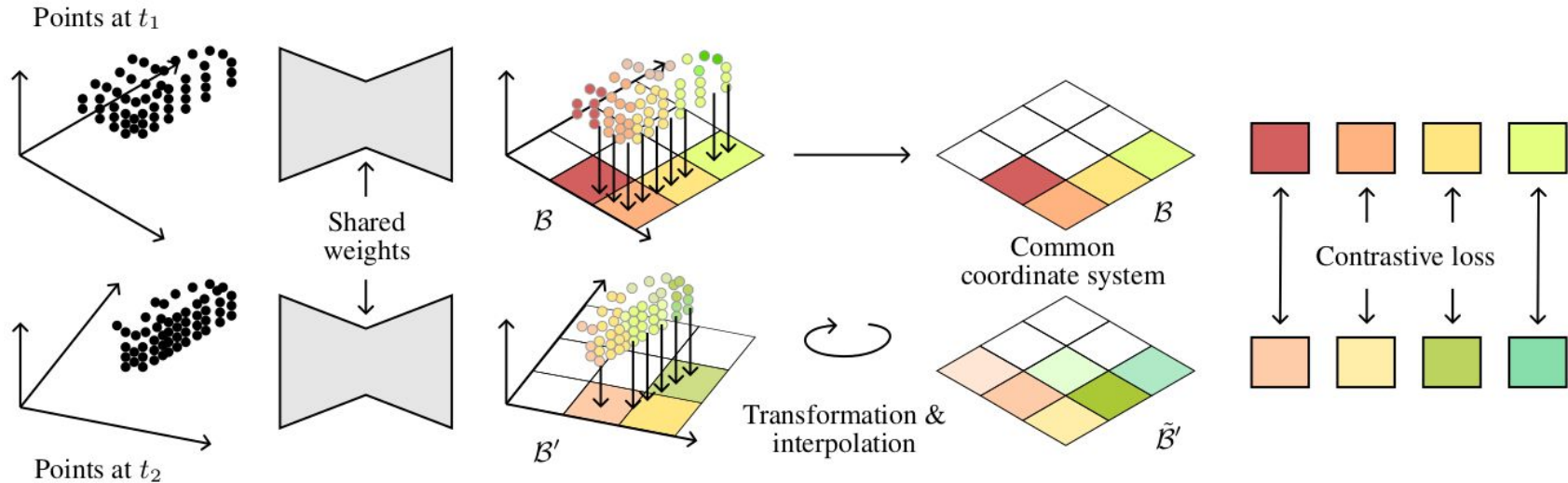
- Sensible aux hyperparamètres.
- Applicabilité restreinte à certaines catégories d'images.
- Comparaisons limitées avec certains modèles récents.



3. Travaux Connexes

1. BEVContrast: Self-Supervision in BEV Space for Automotive Lidar Point Clouds

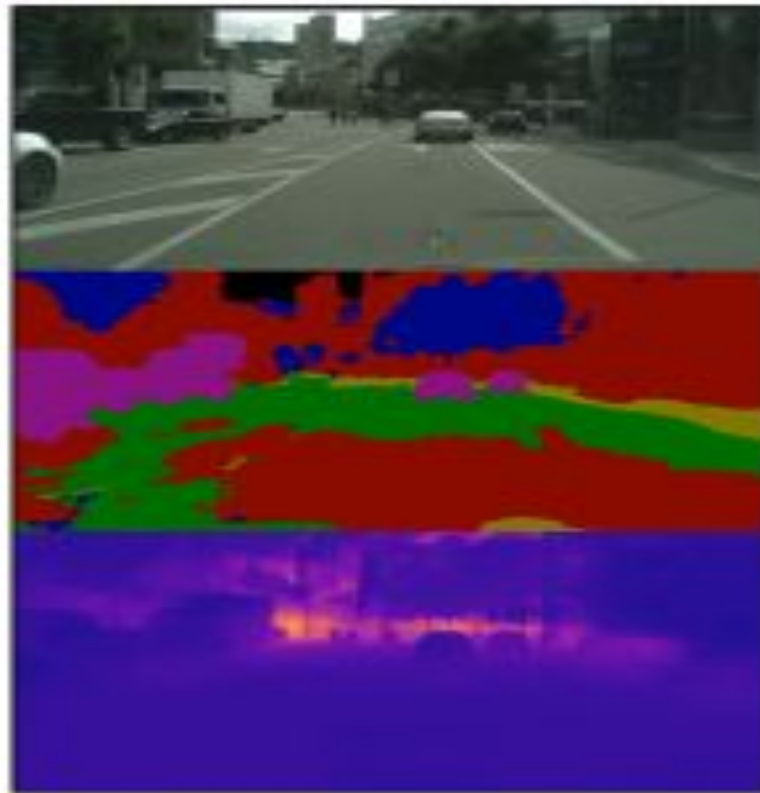
Les Auteurs dans cette article exploite l'**apprentissage contrastif** pour améliorer la segmentation de nuages de points LiDAR. elle permet d'améliorer la segmentation tout en réduisant la nécessité d'annotations supervisées.



3. Travaux Connexes

2. Multi-Task Self-Supervised Learning for Image Segmentation Task

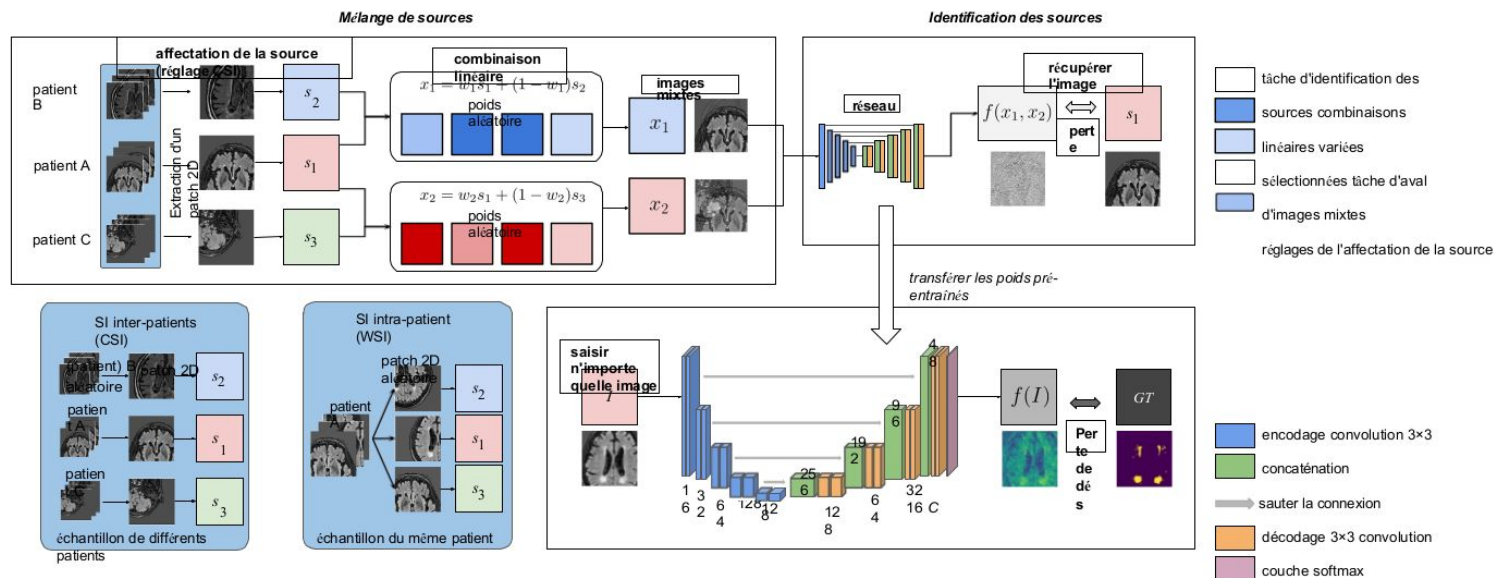
Dans cet article les auteurs présentent l'apprentissage multitâche auto-supervisé un modèle qui optimise plusieurs tâches simultanément (**segmentation sémantique, la prédiction de profondeur et la normalisation de surface**).



3. Travaux Connexes

3. Source Identification: A Self-Supervision Task for Dense Prediction

Cette Article, les auteurs propose une approche auto-supervisée pour reconstruire des images originales à partir de compositions fusionnées.



4. Analyse Comparative de l'Article vs Travaux Connexes

Critères	Self2Seg	BEVContrast	Multi-Task Learning	Source Identification
Supervision	Auto-supervisé	Auto-supervisé	Auto-supervisé	Auto-supervisé
Type d'images	Microscopiques	LiDAR (3D)	Vision par ordinateur	Imagerie médicale
Objectif	Segmentation + Débruitage	Segmentation	Segmentation + Autres tâches	Reconstruction + Segmentation
Besoin de labels	non	non	non	non
Robustesse aux images bruitées	Très robuste, optimise segmentation et débruitage ensemble	Dépend du contraste dans les données LiDAR, moins adapté aux images naturelles	Moyenne, dépend des tâches simultanées	Sensible au type de bruit, nécessite des images bien prétraitées
Applicabilité à divers types d'images	Large (microscopie, vision industrielle, imagerie scientifique)	Spécifique aux données 3D LiDAR	Polyvalent mais nécessite une pondération des tâches	Polyvalent mais nécessite une pondération des tâches
Optimisation des performances	Meilleure intégration des tâches, évite les compromis entre segmentation et débruitage	Optimisé pour la segmentation 3D, mais pas pour le débruitage	Performances dépendantes du choix et du poids des tâches	Basé sur la reconstruction, moins adapté aux images très bruitées
Avantage	Optimisation conjointe segmentation et débruitage	Amélioration de la segmentation grâce à l'apprentissage contrastif	Prise en compte de plusieurs tâches pour une meilleure robustesse	Améliore la séparation des objets en utilisant une reconstruction d'image
Defis	Sensibilité aux hyperparamètres, applicabilité limitée à certains types d'images	Spécifique aux nuages de points LiDAR, difficile à généraliser à d'autres domaines	Complexité de l'équilibrage des tâches, peut induire un compromis de performance	Nécessite un bon réglage des paramètres pour des performances optimales

Self2Seg se démarque par sa **robustesse au bruit** et son **cadre unifié** qui évite de devoir choisir entre qualité de segmentation et qualité de débruitage."

5. Perspectives et améliorations possibles

1. Extension à la segmentation multi-classes

- Actuellement limité à une séparation binaire (avant-plan / arrière-plan).
- Une extension vers une **segmentation multi-régions** permettrait d'adresser des cas plus complexes en imagerie médicale, satellite ou industrielle.

2. Optimisation automatique des hyperparamètres

- La méthode est **sensible aux réglages manuels** (λ , nombre d'itérations, etc.).
- Intégrer des outils d'**AutoML** ou de **recherche bayésienne** pourrait automatiser ce processus et améliorer la robustesse.

3. Fusion avec d'autres approches auto-supervisées

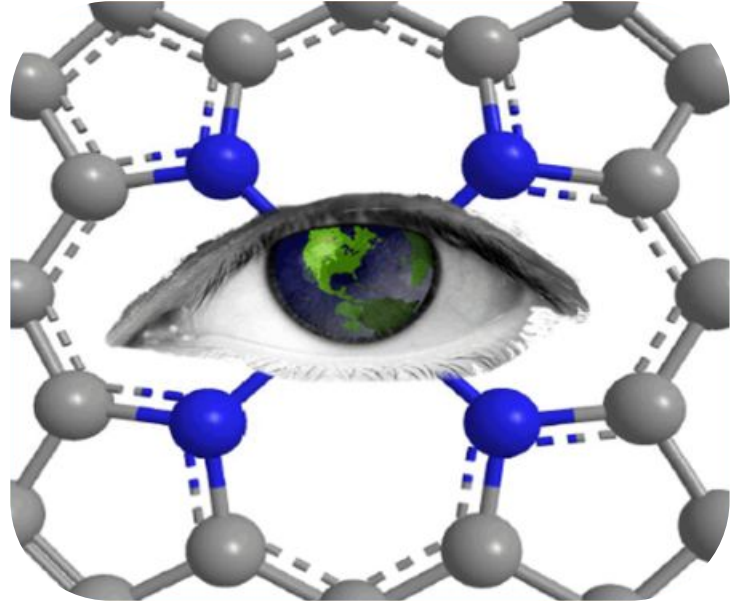
- Intégrer des idées issues de **l'apprentissage contrastif** (comme SimCLR ou BEVContrast) pour renforcer les représentations internes du modèle.
- Créer un cadre unifié combinant **segmentation, débruitage et représentation de haut niveau**.

4. Évaluation sur des données plus variées

- Tester le modèle sur **d'autres types d'images** (satellite, IRM, imagerie thermique, etc.) pour valider sa **généralisabilité**.
- Étendre l'évaluation à des **données 3D** ou **temporelles (vidéo)**.

6. Conclusion

Dans cette étude, nous avons présenté **Self2Seg**, une approche innovante qui combine **segmentation et débruitage auto-supervisés** au sein d'un même cadre d'optimisation. Contrairement aux méthodes traditionnelles qui traitent ces deux tâches séparément, Self2Seg **exploitent leur interdépendance** pour améliorer la qualité des résultats, même en l'absence de données annotées.



merci