

## 1 Contexte

L'utilisation des images de satellites pour étudier les environnements polaires est un élément clé des géosciences. Aujourd'hui, les géo-scientistes sont confrontés à l'accumulation massives des images acquises à haute fréquence temporelle, par ailleurs, l'observation in-situ reste une solution complémentaire pour pallier aux contraintes météorologiques qui contraignent l'utilisation des données optiques. Depuis 2007, nous disposons d'une base de données de plus de 60 000 images acquises in-situ pour étudier l'évolution du glacier Austre Lovénbreen et le bilan hydrologique de son bassin versant.

Les images sont souvent bruitées par la présence de buée, de gouttelettes, de givre quand ce n'est pas la caméra qui a bougé sous l'action du vent, des animaux et de l'intervention des techniciens.

Pour exploiter pleinement les bases de données, il convient de réduire la taille des données tout en apportant une valeur ajoutée à l'exploitation thématique de l'information. Dans ce projet, nous souhaitons apporter de nouvelles pistes d'amélioration afin de réduire la taille de la base des données et de pouvoir exploiter ces techniques pour éliminer les perturbations citées plus haut.

## 2 Introduction

La redondance est présente dans une image à cause de la corrélation entre les pixels. La transformation de l'image en une représentation où les coefficients sont peu corrélés réduit ce type de redondance.

Les représentations parcimonieuses consistent à approcher un signal, mis sous la forme d'un vecteur, par une combinaison linéaire de quelques colonnes seulement (atomes), d'une matrice appelée **dictionnaire**. Le signal est alors représenté par un vecteur parcimonieux contenant seulement quelques coefficients non nuls.

## 3 Apprentissage sur un ensemble de signaux

L'apprentissage du dictionnaire sur des données d'entraînement permet de l'adapter à un type de données particulières et ainsi d'améliorer la qualité de la représentation de ces données et de rendre les représentations plus parcimonieuses.

Le nombre d'atomes  $K$  dans un dictionnaire n'est pas limité, on choisit souvent un nombre d'atomes  $K$  pour le dictionnaire supérieur ou égal à la dimension des atomes ( $K \geq n$ ). Dans ce cas, le dictionnaire est dit surcomplet ("**overcomplete**") et le dictionnaire obtenu aura donc certains atomes corrélés. De manière

générale, plus le nombre d'atomes  $K$  augmente, plus les atomes du dictionnaire sont redondants, cela entraîne que beaucoup d'entre eux peuvent ne pas être utilisés et on obtient des représentations encore plus parcimonieuses.

Cependant, un dictionnaire contenant un grand nombre d'atomes est difficile à stocker et sera difficile à manipuler pour la recherche des coefficients. Il faut aussi tenir compte du coût en calculs pour la recherche de la représentation parcimonieuse des signaux et la mise à jour du dictionnaire qui augmente en fonction du nombre d'atomes  $K$  du dictionnaire.

## 4 Utilisation des dictionnaires sur-complets pour le débruitage

Le dictionnaire pour la représentation parcimonieuse peut être appliqué pour le débruitage. L'objectif est de restaurer une image dégradée par un bruit. Dans ce contexte, l'utilisation de dictionnaires appris a eu un grand succès ces dernières années. L'idée principale utilisée est que les atomes du dictionnaire peuvent capturer la structure de l'image. L'image est traitée comme un ensemble de patchs (blocks d'images) et on apprend un dictionnaire de patchs sur un ensemble d'images non bruitées. On effectue alors la décomposition de patchs bruités à l'aide du dictionnaire appris. L'ensemble d'apprentissage étant non-bruité, le bruit est mal reconstruit par ce dictionnaire.

## 5 Le Compressive sensing par blocs en utilisant les dictionnaires sur-complets

L'application du compressive sensing à l'imagerie est un domaine très récent et les quelques études existantes se concentrent principalement sur les transformées fixes sur lesquelles la parcimonie est fixe. Contrairement aux travaux antérieurs, nous proposons une nouvelle approche basée sur l'utilisation de dictionnaires appris par l'algorithme K-SVD.

## 6 Déroulement du projet

Le projet s'articule autour de 3 phases objectif:

1. Image Denoising Via Sparse and Redundant Representations Over Learned Dictionaries.
2. Blocked Compressive sensing using overcomplet dictionaries and Landerwebert projection.
3. Blocked Compressive sensing algorithm based on interleaving extration in contourlet Domain.

Des taches intermédiaires seront exposées au fur et à mesure de l'avancement du projet. Une simulation des résultats avec des paramètres différents sera exigible. Une comparaison des résultats et un étude critique des résultats sera la finalité de votre travail.

Après chaque phase d'analyse volontairement orientée et ouverte, une mise au point commune aura lieu afin de permettre à tout le monde d'avancer dans le bon sens et d'avoir des objectifs clairs et précis.

### **Codage du programme**

Le programme sera écrit dans le langage Python et doit permettre d'exposer toutes les phases du projet. Il doit être fourni avec une interface claire permettant son exploitation.

Ce programme sera rendu avec un mode d'emploi permettant d'expliquer son utilisation. Aux fins de test, une archive contenant les images utilisées doit être fournie avec votre travail.

### **Rapport et soutenance**

Un rapport reprenant le travail d'analyse initial augmenté des aspects de réalisation sera fourni.

Une soutenance viendra clôturer ce projet. La soutenance devra précisément mettre en évidence les résultats des simulations pour le débruitage de différentes images dégradées et avoir un avis critique sur ces résultats.

## **7 Modalités**

Ce projet doit être réalisé par groupes de 3 élèves. La qualité du rapport, de la soutenance, du code et le bon fonctionnement de celui-ci contribueront à la note finale de votre projet. Une soutenance de présentation de votre travail d'une durée de 30 minutes par groupe vous sera demandée (date à définir)