

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 d'images acquises in-situ pour étudier l'évolution du glacier Austre Lovénbreen et le bilan hydrologique de son bassin versant.

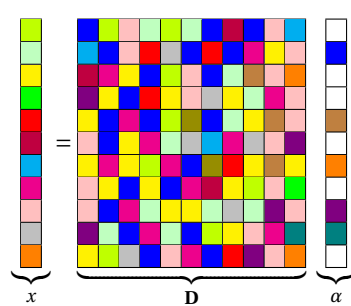
Les images sont souvent bruitées par la présence de buée, de gouttelettes, de givre quand ce n'est pas la caméra qui a bougé sous l'action du vent, des animaux et de l'intervention des techniciens.

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 et assurer une extraction thématique de l'information utile à partir de peu de mesures.

2 Le compressive sensing

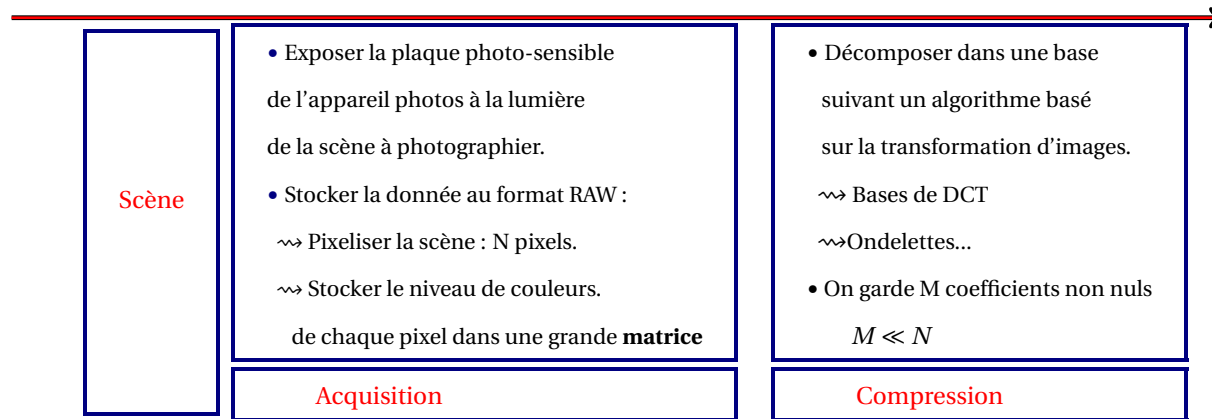
La redondance est présente dans une image à cause de la corrélation entre les pixels. La transformation de l'image en une représentation où les coefficients sont peu corrélés réduit ce type de redondance.

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.

$$x = D\alpha.$$


Le théorème d'échantillonnage de Shannon-Nyquist : Pour éviter de perdre des informations lors de la capture d'un signal, on doit prélever à une fréquence au moins deux fois plus grande que la fréquence maximale du signal : $f_e > 2f_{\max}$.

L'approche classique : Acquisition puis Compression



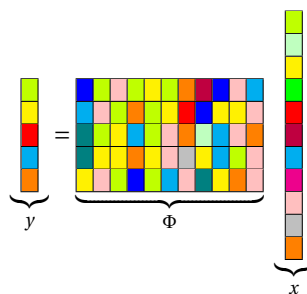
Le procédé de compression doit nous permettre de reconstruire l'image d'origine à partir de celle compressée sans trop de perte

Pourquoi mesurer autant de données pour n'en garder que si peu ? Pour contourner ce problème, Candès¹ et Tao² ont introduit le *Compressive Sensing* dans le traitement du signal :

↪ Acquérir directement des données compressées : ne mesurer que la quantité d'informations nécessaire pour la représentation du signal.

↪ Mesurer et comprimer en même temps : **Acquisition Comprimée** (*Compressed Sensing*).

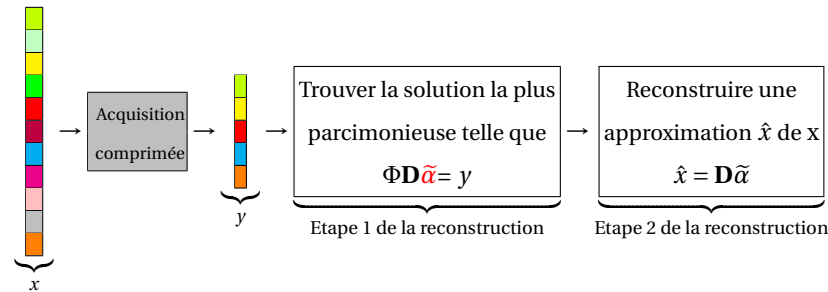
On prend M mesures linéaires du signal x . Ce processus de mesure (acquisition) est représenté par la matrice Φ : $y = \Phi x$.



Le procédé général du CS consiste à pouvoir reconstruire le signal original x à partir du vecteur de mesure y , de la matrice de mesure Φ et de la matrice de représentation parcimonieuse D . La phase de reconstruction d'un signal se fait en deux étapes:

¹Emmanuel Candes -Mathématicien français né à Paris. Depuis 2009, il est professeur de mathématiques, de statistique et d'électrotechnique à l' université Stanford. Il travaille sur l'analyse harmonique numérique, l'analyse multi-échelle, la théorie de l'approximation, l'estimation statistique et la reconnaissance des formes, le traitement du signal, les problèmes inverses et le calcul scientifique, ainsi que l'informatique, l'optimisation mathématique et la théorie de l'information

²Mathématicien médaillé Fields, travaille principalement dans les domaines de l'analyse harmonique, des équations aux dérivées partielles, de la combinatoire, de la théorie analytique des nombres et de la théorie des représentations. Professeur de mathématiques à l'université de Californie à Los Angeles (UCLA).



3 Le dictionnaire

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.

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 Block Compressed Sensing

Le paradigme du compressive sensing pour les images 2D est proposé avec une technique d'échantillonnage appliquée bloc par bloc à l'aide de matrices aléatoires. On considère une image I avec $I_R \times I_C$ pixels que l'on découpe en n blocs (patches) X_i , $i = 1, \dots, n$ de taille $B \times B$. Chaque patch X_i est représenté par un vecteur (colonne) x_i et sera mesuré par la même matrice Φ :

$$y_i = \Phi x_i, \quad i = 1, \dots, n$$

Chaque bloc X_i est supposé admettre une représentation parcimonieuse dans le dictionnaire D .

Objectif

Connaissant y_i , $i = 1, \dots, n$, Φ et D , reconstruire x_i et donc X_i de telle sorte que la distance $\|y_i - \Phi x_i\|$ soit la plus petite et sous la contrainte de parcimonie de l'image dans un dictionnaire donné.

5 D roulement du projet

Le projet s'articule autour de 4 phases :

1. Un pr -traitement de l'image : extractpatch, patch2vecteur, vecteur2patch, reconstImage.
2. D velopper un dictionnaire d'atomes permettant une repr sentation parcimonieuse (ou suffisamment compressible) des images du glacier. Deux voies seront explor es:
 - (a) L'exploitation de bases orthogonales adapt es aux caract ristiques spatiales. Vous devez construire un dictionnaire "overcomplete" de DCT.
 - (b) L'extraction par apprentissage sur les donn es d'un dictionnaire par la m thode K-SVD.
3. La reconstruction de l'image I   l'aide l'algorithme it ratif de la projection de Landweber, version simplifi e de descente du gradient. Cette phase doit  tre accompagn e d'analyse et de simulations.
4. Appliquer les phases 1, 2 et 3 (am lior es pour traiter une image bruit e)

Des t ches interm diaires seront expos es au fur et   mesure de l'avancement du projet. Une simulation des r sultats avec des param tres diff rents sera exigible. Une comparaison des r sultats et un  tude critique des r sultats sera la finalit  de votre travail.

Apr s chaque phase d'analyse volontairement orient e et ouverte, une mise au point commune aura lieu afin de permettre   tout le monde d'avancer dans le bon sens et d'avoir des objectifs clairs et pr cis.

Codage du programme

Le programme sera  crit dans le langage Python et doit permettre d'exposer toutes les phases du projet. Il doit  tre 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 utilis es doit  tre fournie avec votre travail.

Livrables, rapport et soutenance

Des livrables vous seront demand s et seront not s. Un rapport reprenant le travail d'analyse initial augment  des aspects de r alisation sera fourni. Une soutenance viendra cl turer ce projet. La soutenance devra pr cis ment mettre en  vidence les r sultats des simulations pour Blocked compressive sensing et avoir un avis critique sur ces r sultats.

6 Modalit s

Ce projet doit  tre r alis  par groupes de 3  l ves. La qualit  du rapport, de la soutenance, du code et le bon fonctionnement de celui-ci contribueront   la note finale de votre projet. Une soutenance de pr sentation de votre travail d'une dur e de 30 minutes par groupe vous sera demand e (date   d finir)