

Débruitage externe en imagerie spatiale

THIBAUD EHRET¹, PABLO ARIAS¹, JEAN-MICHEL MOREL¹, GWENDOLINE BLANCHET²

¹CMLA, ENS Cachan

CNRS, Université Paris-Saclay. 94235 Cachan, France

²CNES, Centre National d'Etudes Spatiales

18 avenue Edouard Belin, 31400 Toulouse, France

¹ehret.thibaud@gmail.com, pablo.arias@upf.edu, morel@cmla.ens-cachan.fr

²Gwendoline.Blanchet@cnes.fr

Résumé –Les méthodes actuelles de l'état de l'art du débruitage telles que BM3D ou NL-Bayes sont basées sur la recherche de patches similaires dans l'image, la justification sous-jacente étant l'autosimilarité des images. Cet article discute l'application en télédétection d'une nouvelle approche pour améliorer les performances du débruitage. Elle consiste à rechercher des patches similaires non pas dans l'image elle-même mais dans une base de données *externe* construite avec d'autres images que l'image à débruiter. Nous présentons différentes stratégies de débruitage à partir de bases de données interne/externe, les techniques mises en place pour accélérer les traitements et améliorer les résultats obtenus sur des images satellites d'observation de la Terre.

Abstract –State-of-the-art denoising algorithms such as BM3D or NL-Bayes are patch-based methods that search for similar patches in the image. The underlying justification is self-similarity in natural images. This paper discusses a new approach to improve denoising results in remote sensing. It consists in searching for similar patches in an *external* image database instead than in the image to be denoised. We present here different strategies based on external/internal databases that have been developed to decrease computation time and also improve the results obtained on Earth observation satellite images.

1 Le débruitage externe

Les méthodes de débruitage actuellement les plus performantes sont basées sur la recherche de patches similaires [1, 2, 3]. Ces méthodes exploitent l'autosimilarité des images pour estimer l'image sans bruit en groupant des patches similaires. En général un patch de référence (c'est à dire un petit extrait de l'image de $N \times N$ pixels) est pris dans l'image à débruiter et les patches similaires sont cherchés dans une région locale autour de ce patch. Ces méthodes sont particulièrement coûteuses en temps de calcul dès que les paramètres de taille de patch ou de taille de zone de recherche augmentent.

Afin d'améliorer les performances, nous proposons une nouvelle méthode de recherche de patches similaires basée sur les arbres de partition, que ce soit pour le *débruitage interne* (recherche de patches dans l'image à débruiter, typiquement de grande taille pour les images satellites) ou pour le *débruitage externe* (recherche de patches dans une base d'image externe). Cette nouvelle méthode non-locale est ensuite utilisée comme une extension de l'algorithme NL-Bayes [2] et testée sur des images satellites. L'avantage attendu de ces grandes bases de données est un meilleur débruitage à la fois dans les zones sombres et claires de l'image.

2 Les arbres de partition

Un arbre de partition est une structure codant la position d'un ensemble de n points dans \mathbb{R}^d constituant

la base de données. Une fois construit, il permet de rechercher les points les plus proches d'un point de référence. Les nœuds de l'arbre sont soit des feuilles (contenant au plus k éléments) soit une valeur de partage (qui permettra de définir une partie droite et une partie gauche et ainsi construira une partition récursive de l'espace). A chaque opération de partage, l'ensemble des éléments du sous-arbre est séparé en deux sous ensemble de même taille qui constituent les arbres *fils*.

Un arbre de partition permet de rechercher exactement les k plus proches voisins avec une complexité en espérance en $O(\log(n))$. En pratique, lorsque la dimension est très grande, les performances en temps de traitement chutent et se rapprochent d'une recherche linéaire [4]. Nous avons testé deux types classiques d'arbres de partition : KD-tree [5] et VP-tree [6] (Figure 1).

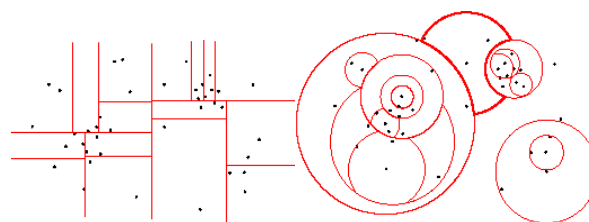


Figure 1: Exemple d'arbres de partition avec 3 éléments au maximum par case. (gauche) KD-tree, (droite) VP-tree

Les VP-tree sont construits en partageant l'espace des données en fonction de la distance à des points de

références. Ils sont adaptés aux algorithmes à patches [4], ce qui a été également confirmé par nos tests. Cependant les KD-tree sont plus rapides. Ils sont construits en partageant l'espace en deux sous-espaces. Les temps de calcul n'étant pas un critère majeur dans ce travail (car la construction de l'arbre de partition peut être faite hors-ligne sans contrainte de rapidité) et les performances des VP-tree étant meilleures que celles des KD-tree, nous avons conservé l'approche VP-tree. Ces arbres de recherche sont maintenant utilisés pour une extension de la méthode NL-Bayes.

3 NL-Bayes interne

Les arbres de recherche permettent d'améliorer les performances du débruitage *interne* NL-Bayes, en cherchant des patches similaires dans toute l'image (*débruitage avec recherche globale* à la différence du NL-Bayes traditionnel (*débruitage avec recherche locale*) pour lequel les patches similaires sont recherchés dans un petit voisinage autour de la zone à débruiter. Pour cela, la phase de recherche locale de NL-Bayes est remplacée par une étape de recherche de patches similaires dans l'arbre de partition (Figure 2) suivie d'un élargissement de la recherche dans les feuilles de l'arbre de partition contenant les patches similaires trouvés à l'étape 1 (Figure 2 et Figure 3). Nous appelons cette méthode PTLR (*Partition Tree Search with Local Refinement*), et elle est inspirée de la recherche locale aléatoire PatchMatch [7]. Cette recherche a déjà montré de bonnes performances pour le débruitage global de vidéos [8]. Son efficacité et le nombre de distances calculés y est comparé avec d'autres méthodes.

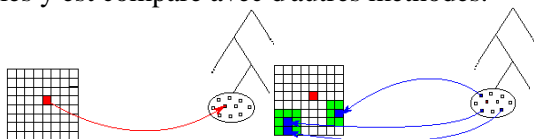


Figure 2 : [PTLR]. Etape 1 : recherche de la feuille contenant le pixel à débruiter. Etape 2 : localisation des patches dans l'image contenus dans la même feuille

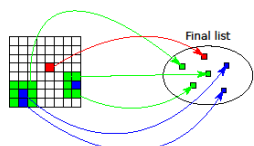


Figure 3 : [PTLR]. Etape 3 : recherche des k plus proches voisins dans un voisinage local de chaque patch identifié

Algorithme PTLR:

Entrées: image d'entrée v , une forêt d'arbre de partition \mathcal{F} construite avec les patches de v , un patch p à débruiter de l'image v , $\kappa \times \kappa$ taille de la zone de recherche locale

Procédure : pour construire une liste de matches p

1 : Rechercher la liste $(\varphi_1, \dots, \varphi_k)$ des k meilleurs matches grâce à \mathcal{F}

2 : Pour $i = 1$ à k , rechercher les meilleurs matches dans la région de taille $\kappa \times \kappa$ centrée en φ_i

3 : Donner en sortie la liste $(\varphi'_1, \dots, \varphi'_k)$ mise à jour des k meilleurs matches ■

4 NL-Bayes externe

Une extension rapide de la méthode peut être faite pour le débruitage externe en utilisant un arbre de partition construit à partir de la base de données externe. Une représentation visuelle est donnée dans la Figure 4.

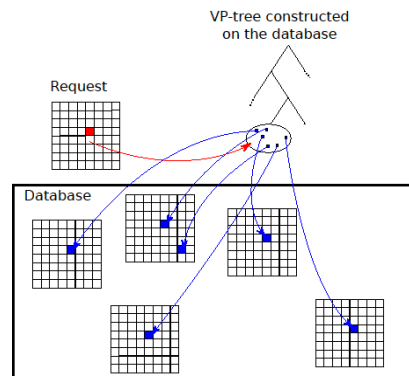


Figure 4 : Recherche externe basée sur un arbre de partition

Le raisonnement est identique à celui du débruitage interne car la méthode ne dépend pas du niveau de bruit des images de la base de données. Soient σ_1^2 et σ_2^2 respectivement les variances du bruit de l'image satellite à débruiter et de la base de données, on peut utiliser le cadre du débruitage NL-Bayes d'une image de variance de bruit σ en prenant $\sigma = \sqrt{\frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{2}}$ d'après le Lemme suivant.

Lemme :

Soit $n_1 \sim N(0, \sigma_1^2)$ et $n_2 \sim N(0, \sigma_2^2)$ indépendants. Alors $n_1 + n_2 \sim N(0, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$.

On peut alors exprimer la distance entre deux patches bruités $\tilde{p} = p + n_1$ et $\tilde{q} = q + n_2$ par

$$d(\tilde{p}, \tilde{q}) = \|\tilde{p} - \tilde{q}\|_2 = \|p + n_1 - q - n_2\|_2.$$

En effet, si $n \sim N(0, \sigma^2)$ alors $-n \sim N(0, \sigma^2)$, d'où

$$d(\tilde{p}, \tilde{q}) = \|p + (n_1 - n_2) - q\|_2$$

avec $n_1 - n_2 \sim N(0, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$. Si l'on définit deux nouvelles variables $n'_1, n'_2 \sim N(0, \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{2})$ alors $d(p + n'_1, q + n'_2)$ suit la même distribution que $d(p + n_1, q + n_2)$. ■

5 Résultats sur des images satellites

5.1 Les stratégies testées

Les images satellite sont particulièrement adaptées au débruitage externe car les satellites repassent régulièrement au même endroit.

Quatre stratégies de débruitage vont être comparées :

- Stratégie locale : NL-Bayes interne local, c'est-à-dire le NL-Bayes classique où les patches sont recherchés dans l'image dans un voisinage proche de la zone à débruiter
- Stratégie globale : NL-Bayes interne global, c'est-à-dire où les patches sont recherchés dans toute l'image à débruiter
- Stratégie externe : NL-Bayes externe, c'est-à-dire où les patches sont recherchés dans une base de données externe.

- Stratégie mixte : la stratégie purement externe a montré des mauvais résultats sur les patches de faible SNR, car le bruit est appris et amplifié (*noise overfitting*) étant donné la grande quantité de patches disponibles dans la base de données. Afin d'éviter ce problème, les zones de l'image à débruiter sont classées en deux catégories. Les catégories de faible SNR se verront appliquer une stratégie interne (globale ou locale), tandis que les catégories de fort SNR auront une stratégie externe.

5.2 Les images utilisées

Ces stratégies ont été évaluées sur des simulations d'images satellites à 25cm de résolution réalisées à partir d'images aériennes acquises à 10cm sur les villes de Marseille et Amiens (Figure 5). Ayant les vérités terrain correspondantes (VT), c'est-à-dire les simulations sans compression/bruit, le calcul des performances numériques des débruitages est évaluable visuellement et quantitativement.

Les images satellites sont affectées d'un niveau de bruit différent selon la radiométrie du pixel ; l'écart-type du bruit σ_b est donné par le modèle de bruit instrumental

$$\sigma_b(X) = \sqrt{a^2 + b \cdot X}$$

où X est le niveau de gris associé au pixel, a et b deux paramètres du modèle. Après application d'une transformée stabilisatrice de variance telle que la transformée de Anscombe [9] à cette image, l'image résultante a un bruit de variance constante et indépendant de la radiométrie de l'image : $\tilde{\sigma}_b^2 = 1$.

Plusieurs niveaux de bruit peuvent donc être simulés facilement en ajoutant à l'image (après transformée de Anscombe) du bruit de variance $\sigma^2 - \tilde{\sigma}_b^2$. Cette opération permettra de simuler pour un même paysage une prise de vue acquise en été ou en hiver, l'hiver étant particulièrement défavorable en termes de SNR. La base de données est constituée d'images satellites simulées avec les mêmes paramètres que les images de Marseille et Amiens mais sur d'autres villes de sorte à ce qu'il n'y ait pas de paysage commun entre les images à débruiter et les images de la base de données (Figure 6).



Figure 5 : Simulation d'images satellites à débruiter (gauche) Amiens, (droite) Marseille



Figure 6 : Exemple d'images de la base de données

5.3 Les résultats obtenus

Les tableaux ci-dessous donnent respectivement les résultats en RMSE obtenus avec $\sigma = 1$ (Tab 1), $\sigma = \sqrt{2}$ (Tab 2), $\sigma = 3$ (Tab 3) et $\sigma = 5$ (Tab 4) simulants à différents bruits dans l'image mais aussi la base de données grâce au lemme présenté précédemment. Pour les expériences, quatre arbres ont été utilisés ainsi qu'une zone de recherche locale 10x10. Le nombre de plus proches voisins a été fixé à 80 et la taille des feuilles des arbres à 160. Les paramètres de la recherche locale ont été choisis pour avoir une complexité équivalente en nombre de distance. Les valeurs de RMSE sont données à la fois pour toute l'image et pour les zones sombres (ZS) avec les paramètres optimaux du débruitage NL-Bayes adaptés à chaque cas (Tab 5).

Tab 1 : Performances de débruitage pour $\sigma = 1$

RMSE	Amiens	Amiens (ZS)	Marseille	Marseille (ZS)
Origine	1.270	1.283	1.234	1.215
Local	1.164	0.910	1.200	0.805
Global	1.156	0.904	1.184	0.820
Externe	1.042	0.757	1.158	0.596
Mixte	1.043	0.727	1.140	0.514

Tab 2 : Performances de débruitage pour $\sigma = \sqrt{2}$

RMSE	Amiens	Amiens (ZS)	Marseille	Marseille (ZS)
Origine	1.620	1.624	1.589	1.574
Local	1.164	0.914	1.231	0.779
Global	1.156	0.910	1.199	0.787
Externe	1.199	0.864	1.300	0.672
Mixte	1.195	0.819	1.281	0.562

Tab 3 : Performances de débruitage pour $\sigma = 3$

RMSE	Amiens	Amiens (ZS)	Marseille	Marseille (ZS)
Origine	3.260	3.260	3.245	3.238
Local	1.819	1.319	1.849	0.983
Global	1.825	1.308	1.833	0.987
Externe	1.968	1.484	2.060	1.396
Mixte	1.911	1.295	1.963	1.027

Tab 4 : Performances de débruitage pour $\sigma = 5$

RMSE	Amiens	Amiens (ZS)	Marseille	Marseille (ZS)
Origine	5.160	5.159	5.147	5.152
Local	2.543	1.802	2.645	1.633
Global	2.480	1.714	2.627	1.442
Externe	2.630	1.871	2.781	1.633
Mixte	2.570	1.655	2.682	1.181

Tab 5 : Paramètres optimaux NL-Bayes de l'étape 1 de l'algorithme et de l'étape 2 (entre parenthèses si différents)

	σ	Taille patch	Nb patches	Rang
local	1, $\sqrt{2}$	10 (7)	80	16 (32)
	3	7	100 (80)	16 (32)
	5	7 (14)	100	32
global	1, $\sqrt{2}$	10 (7)	80	16 (32)
	3	7	100	16 (32)

	5	10 (7)	100	32 (16)
externe	tous	- (5)	- (80)	- (16)
mixte	tous	10 (5)	80	16

Les zones sombres de l'image ont été définies par simple seuillage de niveaux de gris des images.

Pour les satellites les plus performants, c'est-à-dire ayant un faible niveau de bruit σ , les résultats des méthodes globales et locales sont similaires. Les méthodes externes et mixtes sont celles qui obtiennent les meilleurs résultats, avec des résultats légèrement meilleurs pour la méthode mixte dans les zones sombres. De manière générale, si l'on considère tous les niveaux de bruit, les deux méthodes externes ont des performances au moins aussi bonnes que les deux méthodes internes. Néanmoins, la méthode mixte a de bien meilleurs résultats que toutes les autres méthodes dans les zones sombres. On remarque également que la présence de bruit dans les images constituant la base de données externe n'a pas d'impact sur les résultats (Tab 2), et plus le bruit augmente, plus l'écart entre les méthodes internes et externes se réduit (notamment pour $\sigma=5$ comme montré dans Tab 4).

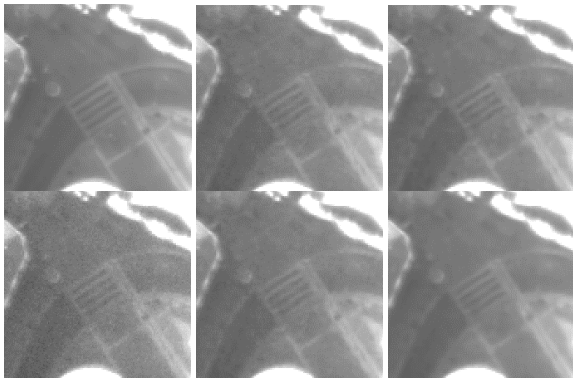


Figure 7 : Résultats de débruitage pour $\sigma = 1$. Du haut gauche au bas droit : VT, local, externe, bruitée, global, mixte

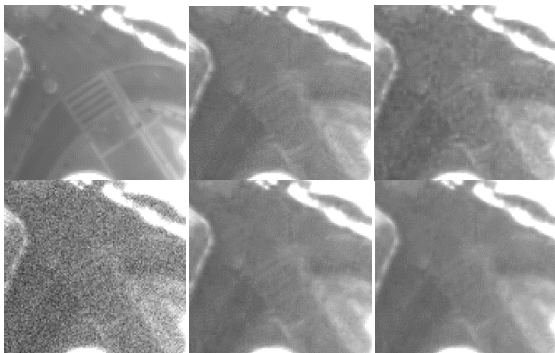


Figure 8 : Résultats de débruitage pour $\sigma = 5$. Du haut gauche au bas droit : VT, local, externe, bruitée, global, mixte

Les résultats numériques sont confirmés visuellement. Les figures ci-dessous montrent des résultats visuels sur l'image d'Amiens dans les deux cas extrêmes de bruit : $\sigma=1$ (Figure 7) et $\sigma=5$ (Figure 8). Une adaptation dynamique des niveaux de gris des images a été faite dans ces figures de sorte à bien mettre en évidence les résultats dans les zones d'ombre. La méthode mixte montre les meilleurs résultats visuels comparés à toutes

les autres méthodes. Les défauts d'apprentissage de bruit mentionnés au paragraphe 5.1 sont visibles pour la méthode externe lorsque le bruit est grand (Figure 8) : des artefacts apparaissent créant des défauts basse fréquence. On note également que les méthodes locales créent des artefacts de type « marche d'escalier » (*staircasing*), non visibles dans les méthodes globales.

6 Conclusion

Nous avons comparé dans ce papier différentes stratégies de débruitage basées sur l'algorithme de débruitage NL-Bayes. Parmi les versions *internes* proposées, la méthode globale a des performances légèrement meilleures que la méthode locale. Elle utilise des arbres de partition et une étape de raffinement local pour aboutir à la même complexité que la méthode locale. Les versions *externes* proposées, c'est-à-dire basées une base de données externes, utilisent la même heuristique que la méthode interne globale. La méthode mixte donne de meilleurs résultats que la méthode externe, principalement sur les images peu bruitées.

7 Remerciement

This work is partly supported by CNES R&T 2015-2016, the "IDI 2017" project funded by the IDEX Paris-Saclay, ANR-11-IDEX-0003-02; by BPIFrance and Région Ile de France, in the framework of the FUI 18 Plein Phare project; the Office of Naval research by grant N00014-17-1-2552, ANR-DGA project ANR-12-ASTR-0035; and ANR-14-CE27-001 (MIRIAM).

8 Bibliographie

- [1] K. Dabov & al, "Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering", IEEE Trans. on IP, 2007
- [2] M. Lebrun & al, "A Nonlocal Bayesian Image Denoising Algorithm", SIAM Journal on IS, 2013
- [3] J. Mairal & al, "Non-local sparse models for image restoration", IEEE Conf. on CVPR, 2009
- [4] N. Kumar & al, "What is a good nearest neighbors algorithm for finding similar patches in images?", ECCV 2008
- [5] J.L. Bentley, "Multidimensional binary search trees used for associative searching",
- [6] P. Yianilos, "Data structures and algorithms for nearest neighbor search in general metric spaces", SODA, 1993
- [7] C. Barnes & al, "PatchMatch: a randomized correspondence algorithm for structural image editing", ACM Transactions on Graphics-TOG, 2009
- [8] T. Ehret & al, "Global Patch Search Boosts Video Denoising." VISAPP, 2017.
- [9] F.J. Anscombe, "The transformation of Poisson, binomial and negative binomial data", Biometrika, 19