

Débruitage multifractal par évolution interactive

Evelyne LUTTON, Jacques LEVY VEHEL, Pierre GRENIER

INRIA - équipe COMPLEX,
B.P. 105, 78153 Le Chesnay cedex, France
<http://fractales.inria.fr>

Evelyne.Lutton@inria.fr, Jacques.Levy_Vehel@inria.fr, Pierre.Grenier@inria.fr

Résumé –

Nous présentons dans ce papier une méthode interactive de débruitage fondée sur une technique de débruitage multifractal bayésien adaptée aux signaux complexes. Cette technique nécessite le réglage d'un jeu de paramètres, et le résultat dépend fortement de facteurs psychovisuels et subjectifs. L'originalité de l'approche réside dans l'emploi d'un algorithme évolutionnaire interactif pour gérer l'ajustement des paramètres. Nous présentons des résultats comparatifs de débruitage, qui prouvent l'efficacité et la flexibilité de la méthode.

Abstract –

We present in this paper a multifractal bayesian denoising technique based on an interactive EA. The multifractal denoising algorithm that serves as a basis for this technique is adapted to complex images and signals, and depends on a set of parameters. As the tuning of these parameters is a difficult task, highly dependent on psychovisual and subjective factors, an interactive EA has been used to drive this process. Comparative denoising results are presented. The proposed technique yield efficient denoising in many cases, comparable to classical denoising techniques. The versatility of the interactive implementation is however a major advantage to handle difficult images like IR or medical images.

1 Introduction

Les algorithmes évolutionnaires interactifs (AEI) on actuellement beaucoup d'applications dans différents domaines, où les quantités que l'on cherche à optimiser sont liées à un jugement subjectif. Le contexte spécifique de l'interaction humaine contraint les techniques d'évolution artificielle d'une façon différente des approches évolutionnaires classiques (facteur fatigue de l'utilisateur, notamment). L'évolution doit être guidée efficacement tout en évitant des interactions systématiques et ennuyeuses pour l'utilisateur [2, 1, 3]. Cela impose usuellement l'emploi de population de faible taille et l'exploitation maximale des phases d'interaction avec l'utilisateur (initialisations, évaluation des solutions, modifications directes des génômes [4]).

Le travail que nous présentons ici concerne une technique de débruitage d'images complexes dépendant d'un jeu de paramètres. L'ajustement du paramétrage est pris en charge par un algorithme interactif, permettant ainsi de gérer des problèmes comme l'imprédictibilité des buts de l'utilisateurs, le fait qu'il puisse changer de but au cours du déroulement de l'algorithme, le fait que son jugement dépend de facteurs psychovisuels et du mode d'utilisation des résultats. L'emploi d'un algorithme évolutionnaire (autrement dit d'un algorithme d'optimisation stochastique gérant en parallèle une population de solutions) est clairement un atout pour la flexibilité de l'outil.

2 Débruitage multifractal bayésien

Le principe de la méthode de débruitage est le suivant : pour une image bruitée I_1 , nous recherchons l'image débruitée I_2 qui a un spectre multifractal donné et pour laquelle la probabilité que l'addition d'un bruit blanc gaussien de variance σ à I_2

produit l'image observée I_1 est maximale.

En notant y un coefficient générique de la décomposition en ondelettes de l'image bruitée à l'échelle j , nous obtenons les coefficients suivants à la même échelle pour l'image débruitée (voir [5]):

$$\hat{x} = \operatorname{argmax}_{x>0} \left(jg \left(\frac{\log_2(\hat{K}x)}{-j} \right) - \frac{(|y| - x)^2}{2\sigma^2} \right) \operatorname{sgn}(y) \quad (1)$$

où

- \hat{K} est une constante (qui dépend de l'échelle j) telle que $\hat{K}|y| < 1$ pour tous les coefficients y à l'échelle j de l'image bruitée. Dans la suite \hat{K} est l'inverse du coefficient maximal de chaque échelle.
- g est la fonction qui définit le spectre a priori de l'image débruitée. Des tests intensifs sur des images naturelles conduisent à choisir des spectres de la forme suivante : g est défini sur $[\alpha_{min}, \alpha_{max}]$, à valeurs dans $[0, 1]$, et il existe un unique $\alpha_{mod} \in [\alpha_{min}, \alpha_{max}]$ tel que $g(\alpha_{mod}) = 1$. Enfin g est affine sur $[\alpha_{min}; \alpha_{mod}]$ et aussi sur $[\alpha_{mod}; \alpha_{max}]$.

Les fonctions g sont ainsi déterminées par 5 valeurs : $\alpha_{min}, \alpha_{mod}, \alpha_{max}, g(\alpha_{min})$ et $g(\alpha_{max})$.

Une fois choisi l'ensemble de valeurs précédent, le calcul des coefficients d'ondelette optimaux définis par l'équation (1) est un calcul déterministe simple. Les résultats de la méthode dépendent donc du jeu de paramètres précédents, ainsi que du choix de la base d'ondelettes.

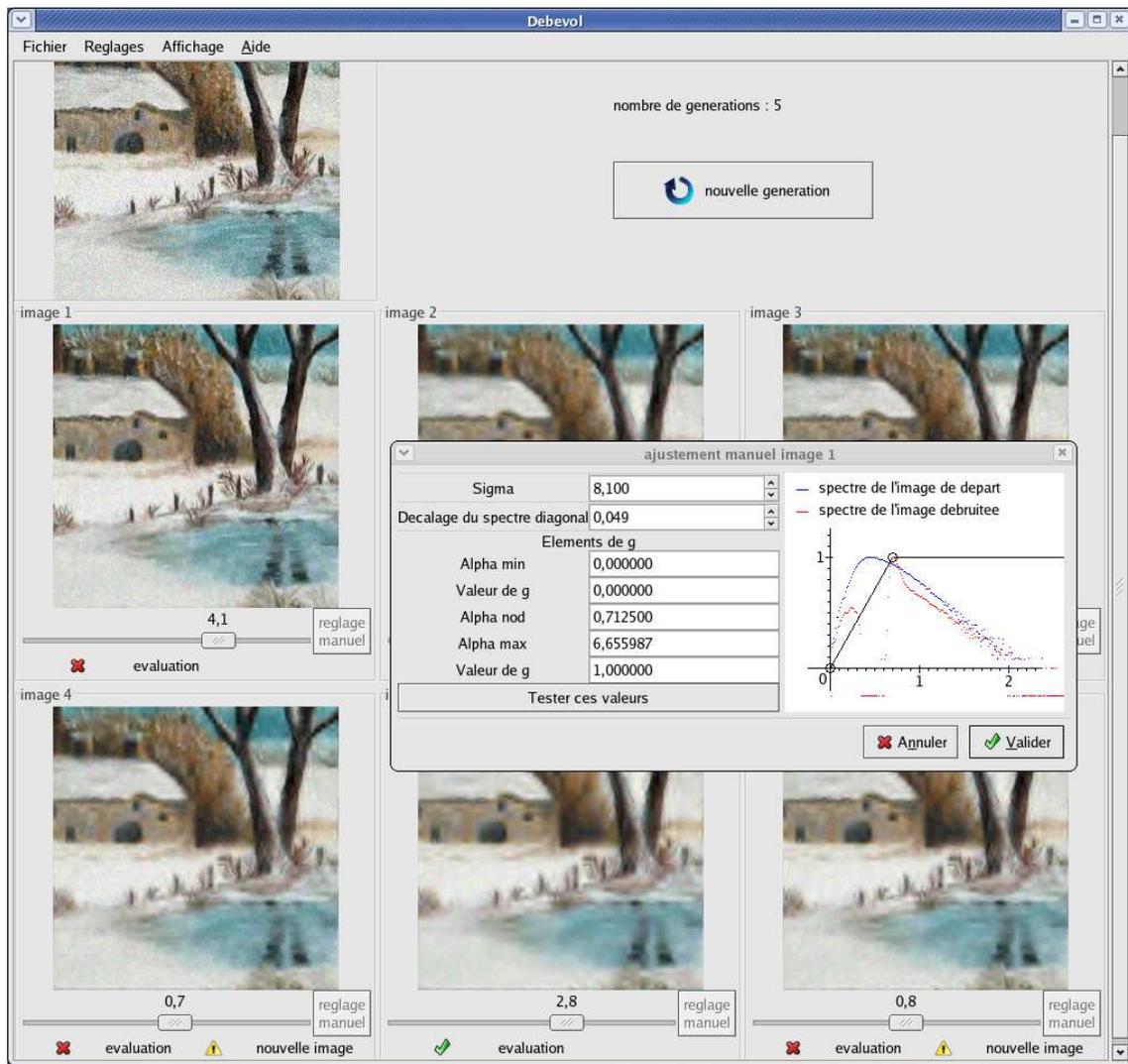


FIG. 1: Interface de l'algorithme interactif

3 Optimisation interactive des paramètres de débruitage

Le choix des paramètres précédents peut être considéré comme un problème d'optimisation où la fonction que l'on optimise est donnée par l'utilisateur au vu des résultats de la méthode. Nous proposons une approche évolutionnaire interactive pour traiter ce problème d'optimisation.

Les algorithmes évolutionnaires désignent un ensemble de techniques d'optimisation stochastique fondées sur une transposition informatique des principes d'évolution Darwinienne. Actuellement les algorithmes dits "génétiques" sont les plus médiatisés parmi ces techniques, mais il en existe d'autres (programmation génétique, stratégies d'évolution, évolution grammaticale, etc ...) qui diffèrent par leur interprétation des principes Darwiniens [6].

La composante commune de ces techniques est qu'elles font évoluer des populations de points d'un espace de recherche sous l'action conjuguée de variations aléatoires (croisement par échange d'informations entre plusieurs points, mutation par perturbation locale sur un point) et d'un processus de sélection ("les meilleurs gagnent," au regard d'une fonction définie sur l'espace de recherche considéré, dite fonction d'évaluation ou

"fitness"). Sous certaines conditions (autrement dit suivant le dosage des différentes composantes de la boucle d'évolution), il est prouvé que l'on peut parvenir à l'optimum global de l'espace de recherche considéré [7, 8].

On parle d'évolution interactive lorsque ce que l'on cherche à optimiser ne peut s'exprimer à l'aide d'une fonction mathématique ou d'un algorithme, et dépend d'un jugement subjectif que seul un utilisateur humain peut fournir. Impliquer un humain dans la boucle évolutionnaire impose en outre des contraintes d'économie d'interactions (liée au risque de fatigue de l'utilisateur) et de maintien de la diversité au sein des populations. Actuellement ces techniques d'évolution interactive sont de plus en plus employées, par exemple pour l'optimisation de mouvements en robotique, pour l'optimisation de prothèses auditives ou d'implants cochléaires [9]. Une excellente revue de ce thème se trouve dans [1].

Dans le cas présent, de débruitage d'images, la population manipulée est constituée d'un petit nombre d'individus, chacun d'entre eux représentant un paramétrage de la méthode de débruitage. Les individus sont présentés à l'utilisateur par le biais du résultat de débruitage leur correspondant. L'interface présente simultanément l'image à débruiter et le jeu d'images débruitées, que l'utilisateur a à évaluer, voir figure 1.

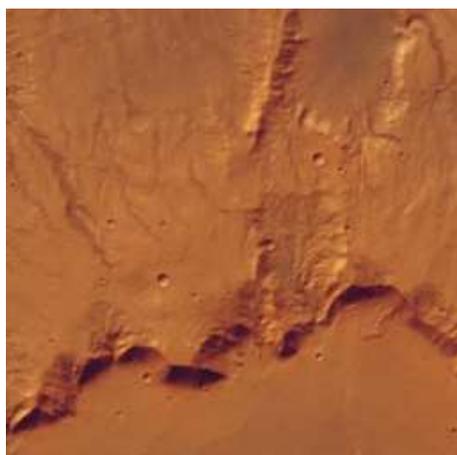


Image originale 256x256

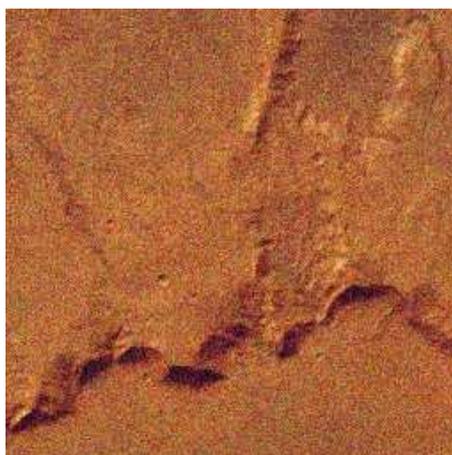
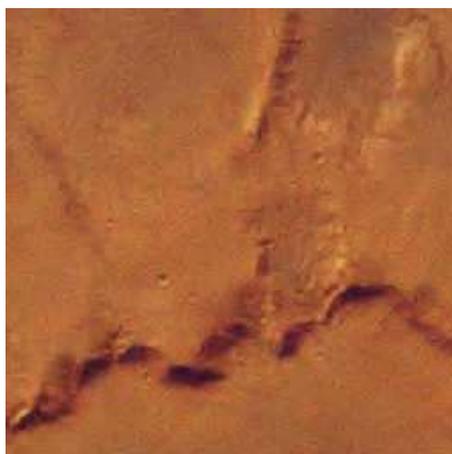


Image bruitée



Débruitage évolutionnaire.



Soft thresholding.

FIG. 2: Tests comparatifs sur une image de la surface de Mars.

Le génôme évolué par l’algorithme évolutionnaire est fait de 7 gènes réels: 5 valeurs définissant la fonction g de la formule (1) pour les coefficients horizontaux et verticaux (des contraintes assurent que la forme générale de la fonction g est respectée), une valeur de décalage qui permet de définir la fonction g des coefficients diagonaux (on suppose qu’elle diffère de celle des autres coefficients uniquement par décalage), et la variance du bruit σ .

La fonction à optimiser (fitness) est donnée par l’utilisateur via un curseur attaché à chaque image.

Le moteur évolutionnaire consiste à remplacer, à chaque fois que l’utilisateur clique sur “génération suivante,” les génômes les plus mauvais de la population par de nouveaux individus, obtenus en effectuant une sélection par tournoi de taille 3, suivie d’un croisement barycentrique aléatoire et d’une mutation uniforme (voir [10]).

L’utilisateur a en outre la possibilité de modifier directement les individus de la population grâce à une fenêtre spécialisée (voir figure 1, la fenêtre “ajustement manuel image 1”), lui permettant de voir immédiatement le résultat de la modification d’un ou plusieurs paramètres du génôme. Il peut par exemple tester en direct ce que donne une modification du spectre a priori (courbe continue noire dans la figure 1) en cliquant sur les points de contrôle pour les déplacer. Si le résultat lui convient, il peut valider cette modification pour la réinjecter dans

la population courante. Cette solution modifiée à la main entrera alors dans le processus évolutionnaire au même titre qu’une solution créée automatiquement par croisement/mutation.

Ce processus évolutionnaire fortement interactif permet de converger vers des solutions de débruitage adaptées le mieux possible à l’utilisateur, voire même de suivre ses changements d’avis. Sur les résultats d’un débruitage, un médecin aura en effet une exigence différente de celle d’un opérateur en télé-détection ou en imagerie radar. Par ailleurs, l’évaluation du débruitage d’une image dépend très fortement des structures que l’on souhaite détecter ou de son utilisation ultérieure.

4 Résultats et conclusion

Les figures 2 et 3 présentent des résultats comparatifs avec une méthode de seuillage des coefficients de la transformée en ondelette [11].

Une version non interactive de la méthode a aussi été programmée pour tester les performances de la méthode de débruitage multifractal (la fonction optimisée par l’algorithme génétique est alors la distance L_2 de l’image débruitée à l’image originale non bruitée), voir [10]. Ces expérimentations prouvent que la méthode est capable de donner un résultat meilleur (au sens de la distance L_2) que les méthodes de débruitage par

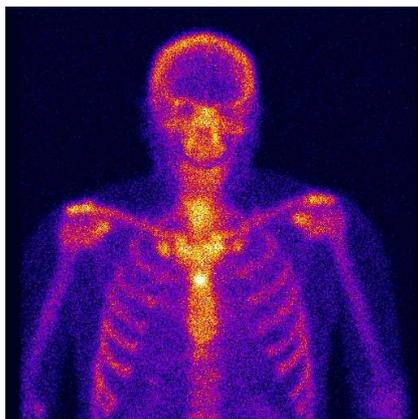
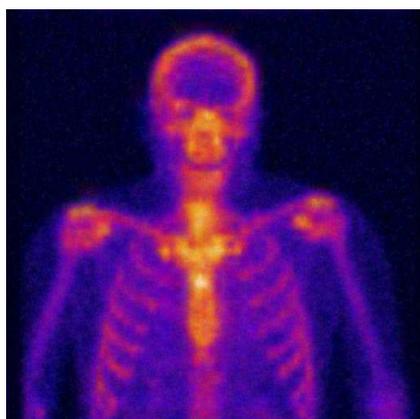
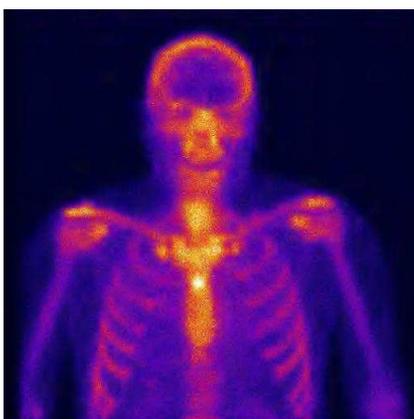


Image initiale



Débruitage évolutionnaire.



Soft thresholding

FIG. 3: Exemple de résultat sur une image 512x512 de scintigraphie osseuse.

seuillage des coefficients d'ondelette.

La méthode de débruitage interactif évolutionnaire est disponible dans la dernière version de la boîte à outils Fraclab :

<http://fractales.inria.fr>

Références

- [1] Hideyuki Takagi. Interactive evolutionary computation: System optimisation based on human subjective evaluation. In *IEEE Int. Conf. on Intelligent Engineering Systems (INES'98)*, Vienna, Austria, Sept 17-19 1998.
- [2] Riccardo Poli and Stefano Cagnoni. Genetic programming with user-driven selection: Experiments on the evolution of algorithms for image enhancement. In *2nd Annual Conf. on Genetic Programming*, 1997.
- [3] Wolfgang Banzhaf. *Handbook of Evolutionary Computation*, chapter Interactive Evolution. Oxford University Press, 1997.
- [4] J. Chapuis and E. Lutton. Artie-fract: Interactive evolution of fractals. In *4th International Conference on Generative Art*, Milano, Italy, December 12-14 2001.
- [5] Jacques Lévy Véhel and Pierrick Legrand. Bayesian multifractal signal denoising. In *IEEE ICASSP Conference*, 2003.
- [6] Evelyne Lutton. Darwinisme artificiel: une vue d'ensemble. *Traitement du Signal, numéro spécial "Gestion intelligente de senseurs"*, december 2004.
- [7] Thomas E. Davis and Jose C. Principe. A Simulated Annealing Like Convergence Theory for the Simple Genetic Algorithm. In *Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms*, pages 174–182, 1991. 13-16 July.
- [8] R. Cerf. *Artificial Evolution, European Conference, AE 95, Brest, France, September 1995, Selected papers*, volume Lecture Notes in Computer Science 1063, chapter Asymptotic convergence of genetic algorithms, pages 37–54. Springer Verlag, 1995.
- [9] Claire Bourgeois République. Optimising hearing aids fitting evolutionary algorithms and bluetooth technology. In *Proceeding of the 22th IASTED, Artificial Intelligence and Applications, AIA'04, volume 1*, 2004. pp 90-96.
- [10] Evelyne Lutton, Pierre Grenier, and Jacques Lévy Véhel. An interactive ea for multifractal bayesian denoising. In *EVOIASP*, 2005. Lausanne.
- [11] D.L Donoho. De-noising by soft-thresholding. *IEEE, Trans. on Inf. Theory*, 3(41):613–627, 1995.