HAL
open science

Analyse d'images et régression non-paramétrique

Benoit Thieurmel, Pierre-André Cornillon, Nick Hengartner, Brendt Wohlberg

To cite this version:

Benoit Thieurmel, Pierre-André Cornillon, Nick Hengartner, Brendt Wohlberg. Analyse d'images et régression non-paramétrique. 1ères Rencontres R, Jul 2012, Bordeaux, France. hal-00717513

HAL Id: hal-00717513

https://hal.science/hal-00717513v1

Submitted on 13 Jul 2012

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Analyse d'images et régression non-paramétrique

P.A. Cornillon[a],**N. Hengartner**[b], **B. Thieurmel**[c] and **B. Wohlberg**[b]

[a]Université de Rennes 2
pac@univ-rennes2.fr

[b]Laboratoire national de Los Alamos
nickh@lanl.gov et brendt@lanl.gov

[c]Greenwich Statistics
benoit.thieurmel@greenwich-statistics.com

Mots clefs : Statistique, Régression non-paramétrique, Traitement d'images.

La régression non-paramétrique est un outil standard pour analyser la relation fonctionnelle entre une variable à expliquer et un ensemble de covariables. Malheureusement, la mise en œuvre de lisseurs entièrement non-paramétriques est limitée par le fléau de la dimension, ce qui explique pourquoi jusqu'à présent, cet outil a eu un succès limité en analyse d'images.

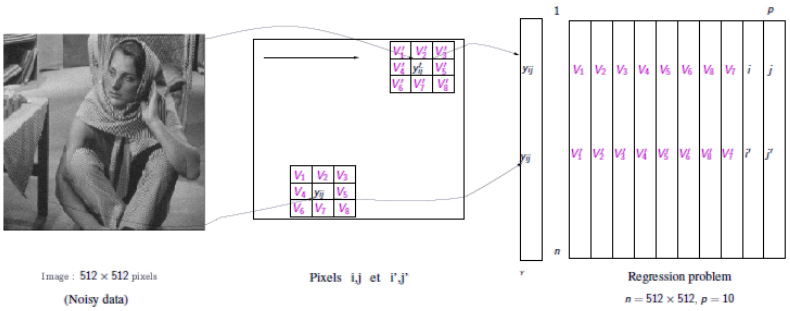
Des avancées récentes en lissage non-paramétrique [1] ont montré qu'une simple correction itérative du biais permet au lisseur de "s'adapter" à la vraie fonction de régression. Cette méthode peut donc partiellement atténuer le fléau de la dimension. Pratiquement, quand la vraie régression est lisse, il est possible d'utiliser cette méthode avec un nombre important de variables explicatives (de l'ordre de 20 à 50). On veut donc évaluer f $(\mathbb{R}^p \mapsto \mathbb{R})$ avec le modèle : $Y_i = f(X_i) + \varepsilon_i, \quad i \in \{1, \ldots, n\}$.

1. Sur-lissage des données : $\hat{Y} = SY$ donc estimateur biaisé
2. Evaluation du biais $f(X_i) - \mathbb{E}(\hat{Y}_i) = (I - S)f(X_i)$ et estimation par $(I - S)SY$
3. Correction de l'estimateur précédent : $\hat{Y}^{(2)} = \hat{Y} - (I - S)SY = (I - (I - S)^2)Y$

Cette procédure peut être itérée et on obtient alors

$$\hat{Y}^{(k)} = (I - (I - S)^k)Y$$

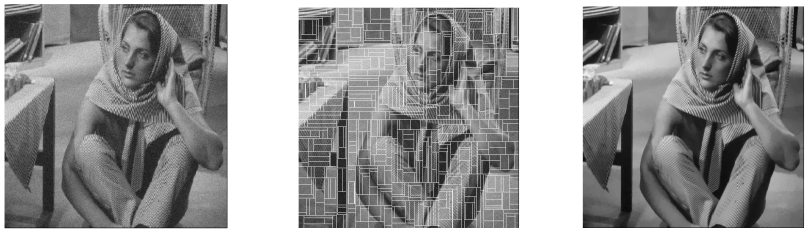
Il est donc possible d'explorer le problème du débruitage et de reconstruction d'images comme un problème de régression non-paramétrique.



Afin de pouvoir utiliser la méthode de réduction itérative du biais, nous devons préalablement partitionner l'image en patchs. On souhaite définir des régions homogènes tout en laissant une certaine liberté dans la forme. Pour se faire, nous nous basons sur l'algorithme CART [2] et les arbres de régression en expliquant l'intensité des pixels par les coordonnées (i, j) de l'image. Le modèle de débruitage est : f, $\mathbb{R}^{10} \mapsto \mathbb{R}$, $Y_i = f(x_i) + \varepsilon_i \quad i \in \{1, \ldots, n\}$ pour chaque patch de taille n avec :

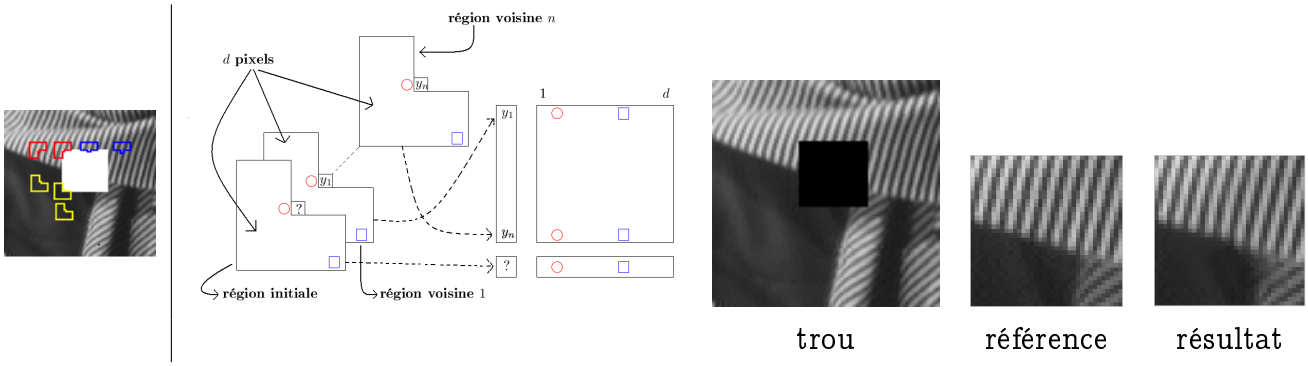
- Y_i la valeur du pixel
- x_i le vecteur des 10 variables explicatives (8 voisins + 2 coordonnées)
- f estimée par $\hat{f} = S_{\hat{k}} Y$ avec la méthode **IBR**

Afin de pallier aux effets de bord relatif à la méthode, on effectue plusieurs fois le partitionnement ainsi que l'application de la méthode IBR, en procédant entre chaque itération à une rotation d'angle α des axes I et J des coordonnées des pixels. La prédiction finale d'un pixel est la moyenne des différentes prédictions obtenues.



(a) image bruitée (b) partitionnement (c) résultat

Pour la problèmatique de reconstruction d'image, on traite les pixels un par un en formant la base de données de régression en recherchant les régions voisines à celle possédant le pixel manquant.



Nous présenterons dans cet exposé des résultats prometteurs sur un certain nombre d'images utilisées classiquement et comparerons les méthodes en utilisant le PSNR ou le SSIM.

Références

[1] P.-A. Cornillon, N. Hengartner, and E. Matzner-Lober. Recursive bias estimation and l2 boosting. Technical report, ArXiv :0801.4629, 2008.

[2] L. Breiman, J. H. Friedman, R. A. Olshen and C. J. Stone. Classification And Regression Trees. CHAPMAN & HALL/CRC