

Réduction du flou dans une image

Initiation à la recherche et à l'innovation, 2018

ALAMI MESSAOUDI Wissam, BODOR Hamza, BOUZAABOUN Zineb, LAURENCON Hugo,

NGUYEN Clément, sous la direction de M. MONASSE Pascal et M. EL RHABI Mohammed

Dans le cadre du voyage du département IMI à PALMA DE MAJORQUE



Universitat
de les Illes Balears

Abstract

This project aims to create a numerical algorithm that allows us to interpret the information in blurred images. At the beginning, we will use non-blind deconvolution, where we need the kernel to restore the original image using total variation method, and then, we will follow the same steps but giving this time to the program the ability of optimizing the kernel for a better deconvolution (blind-deconvolution).

Introduction

Il est souvent difficile d'interpréter les informations contenues dans une image floutée prise par une caméra de smartphone par exemple. Le but de ce document est d'expliquer comment restaurer ces informations à l'aide d'un algorithme numérique.

Nous allons d'abord expliquer le cadre mathématique de notre procédure, pour ensuite présenter des exemples d'application de cet algorithme, notamment la restauration des QR Code ou encore le défloutage d'images médicales (les IRM).

Modèle Mathématique

Une image est représentée par un tableau de nombres : à chaque pixel est associé un entier de $[0; 255]$ (0 pour le noir, 255 pour le blanc). On peut alors voir l'image comme une fonction f de $\mathbb{R}^{N_1 \times N_2}$ à valeurs dans \mathbb{R} (où $N_1 \times N_2$ désigne les dimensions du tableau). Pour flouter une image, on peut associer à chaque pixel (sauf ceux du bord) la moyenne de lui-même et de ses 8 voisins. Si l'on note v la fonction associée à une image floue, on peut alors la modéliser ainsi :

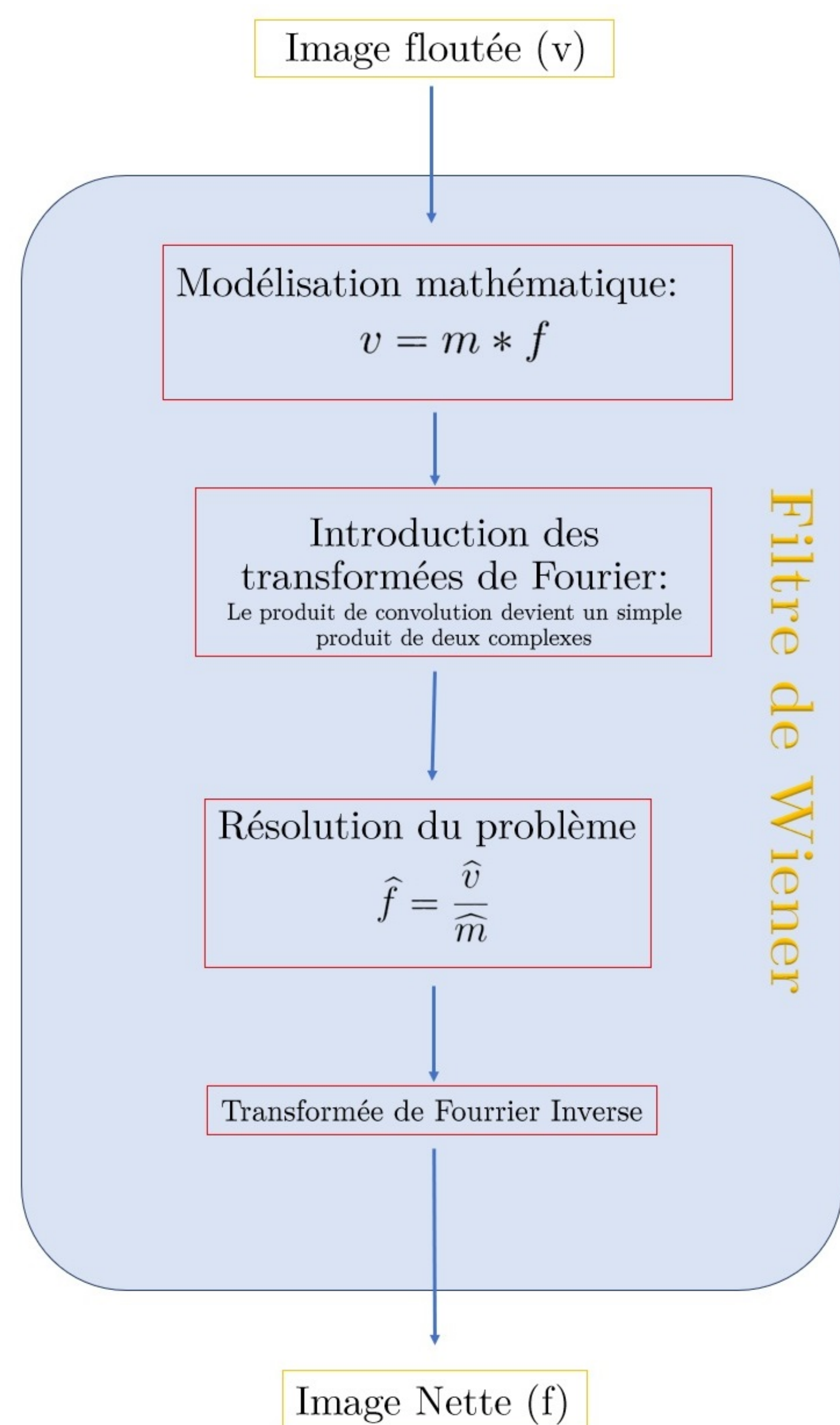
$$v = m * f + n \quad (1)$$

où $*$ désigne le produit de convolution, le noyau de convolution et n un bruit numérique. Pour déflouter l'image, l'objectif est donc de résoudre l'équation (1), dont f est l'inconnue.

Les différentes méthodes de défloutage

Le filtre de Wiener

Dans le cas du filtre de Wiener, on effectue deux hypothèses très simplificatrices : on suppose d'une part que le bruit n est nul, d'autre part que le noyau de convolution m est connu. Le schéma suivant présente les étapes du filtre de Wiener:



La principale limite est en fait la trop grande simplification du problème : en pratique, le bruit est bien présent et le noyau de convolution n'est pas connu exactement. Dans le cadre d'un flou de mouvement par exemple, les voisins d'un pixel n'ont pas le même poids dans le moyennage des valeurs (la direction du mouvement va favoriser certains pixels et donc modifier le noyau de convolution).

La régularisation de Tikhonov

Le bruit n n'étant pas connu, l'idée est de chercher la fonction f qui minimise ce bruit :

$$f = \arg \min_f (\|m * f - v\|) \quad (2)$$

Cependant, l'expérience montre que la fonction $F : v \mapsto \arg \min_f (\|m * f - v\|)$ présente un problème de stabilité numérique.

La régularisation de Tikhonov consiste alors à restreindre l'espace admissible afin de stabiliser la solution. Pour ce faire, on cherche la fonction f telle que :

$$f = \arg \min_f (\|m * f - v\|^2 + \lambda \|f\|^2) \quad (3)$$

où $\lambda \in \mathbb{R}$ est un paramètre contrôlant le compromis entre les deux termes : il doit être suffisamment grand pour stabiliser la solution, mais un trop grand λ pénalise les images à forte norme et a donc tendance à lisser l'image solution.

On peut montrer que la fonction à minimiser est strictement convexe : le problème admet donc une unique solution, qui peut être calculée.

La pénalisation par la variation totale

Il existe plusieurs variantes de la régularisation de Tikhonov, par exemple le problème :

$$f = \arg \min_f (\|m * f - v\|^2 + \lambda \|\nabla f\|^2) \quad (4)$$

Cependant, le fait de considérer le gradient $\|\nabla f\|$ pénalise les discontinuités de l'image et donc cause un effet de flou aux contours.

Une alternative populaire, appelée méthode de la variation totale, est de résoudre le problème :

$$f = \arg \min_f (\|m * f - v\|^2 + \lambda \int_{\Omega} |\nabla f| d\Omega) \quad (5)$$

Pour calculer ce minimum, on utilise un algorithme de descente de gradient, détaillé plus loin. Or, $\int_{\Omega} |\nabla f| d\Omega = \int_{\Omega} \sqrt{(\frac{\partial f}{\partial x})^2 + (\frac{\partial f}{\partial y})^2} dxdy$. La fonction racine carrée n'étant pas dérivable en 0, le gradient n'est pas calculable dans les zones uniformes. Pour pallier ce problème, on remplace (5) par :

$$f = \arg \min_f (\|m * f - v\|^2 + \lambda \int_{\Omega} \sqrt{(\frac{\partial f}{\partial x})^2 + (\frac{\partial f}{\partial y})^2 + \epsilon^2} dxdy) \quad (6)$$

où ϵ est choisi le plus petit possible.

Déconvolution aveugle

Le but de la déconvolution aveugle est d'optimiser la fonctionnelle à la fois sur m et f . En effet, une déconvolution classique nécessite de préciser un noyau de flou et de le modifier à la main jusqu'à obtenir une bonne solution, ce qui est long et non précis. Nous avons décidé d'appliquer une variation totale sur m et f , de la même façon que dans [1]. Le problème d'optimisation s'écrit alors

$$\min_{m, f} \frac{1}{2} \|m * f - v\|^2 + \lambda \int_{\Omega} |\nabla f| dxdy + \gamma \int_{\Omega} |\nabla m| dxdy \quad (7)$$

et on note $E(f, m)$ la fonction objectif. On a

$$\frac{\partial E}{\partial m}(f, m) = f(-x, -y) * (f * m - v) - \gamma \nabla \cdot \left(\frac{\nabla m}{|\nabla m|} \right) \quad (8)$$

et

$$\frac{\partial E}{\partial f}(f, m) = m(-x, -y) * (m * f - v) - \lambda \nabla \cdot \left(\frac{\nabla f}{|\nabla f|} \right) \quad (9)$$

On peut alors résoudre ce problème en effectuant une descente de gradient itérative, en optimisant un coup sur f , un coup sur m .

Exemples d'application

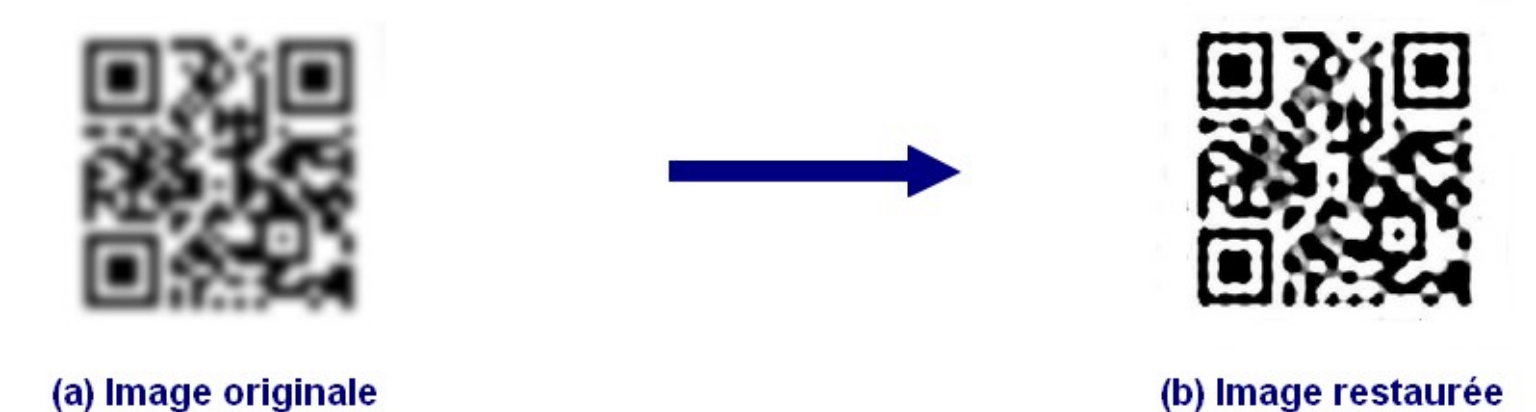


Figure 1: (a) L'image étant floue, le QR CODE n'est pas détectable par le QR CODE Reader (b) Après avoir déflouté l'image, le QR CODE devient détectable.

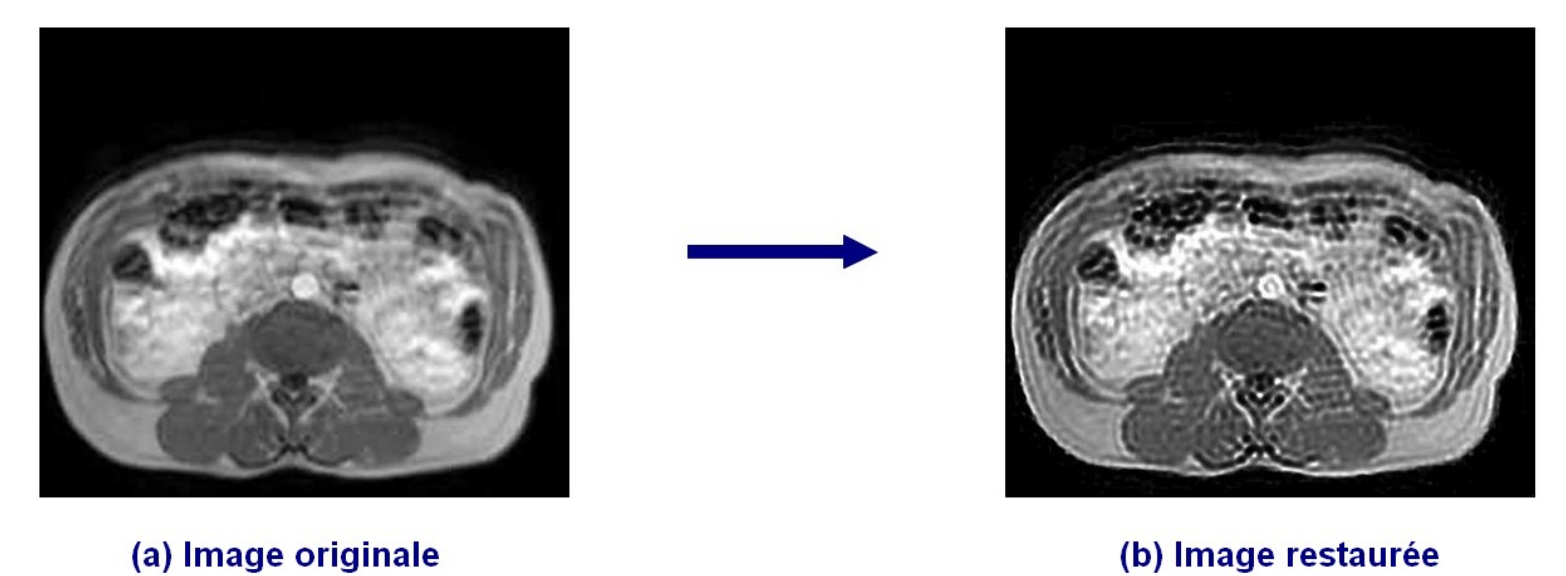


Figure 2: (a) Cette IRM est de faible qualité, elle présente certains défauts. Le diagnostic peut être délicat. (b) Cette IRM est beaucoup plus nette grâce à l'algorithme de défloutage.

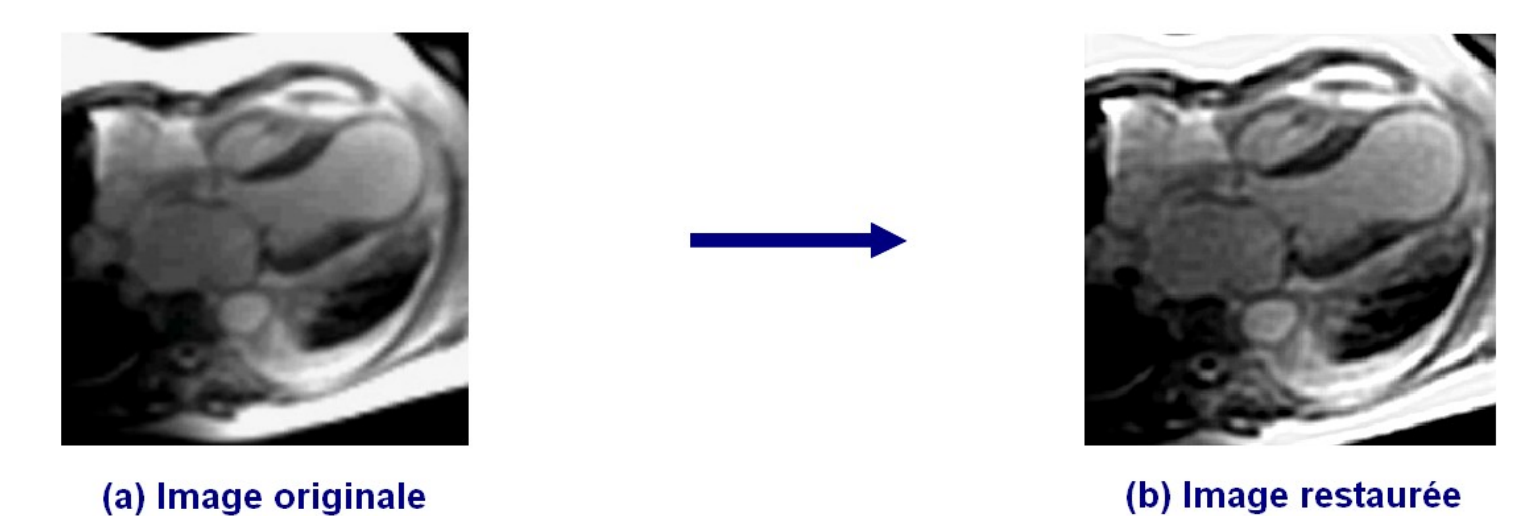


Figure 3: (a) Les mouvements du corps engendrés par les battements du coeur pendant l'acquisition ont rendu l'image floue, les informations sont difficiles à interpréter (b) Plus nette, cette IRM est plus facile à lire.

Conclusion

Au cours de ce projet, nous avons pu tester plusieurs méthodes de défloutage, en partant du basique filtre de Wiener, puis la régularisation de Tikhonov avec de nombreuses fonctions pénalisantes, et enfin la déconvolution aveugle, qui donne dans de nombreux cas des résultats améliorés. Néanmoins, cette dernière méthode exige un temps de calcul plus important à cause de la double optimisation. Ceci n'est pas un problème pour déflouter des IRM, mais peut gêner pour déflouter des QR Code où l'on a envie d'un algorithme rapide. Dans ce cas, une simple régularisation de Tikhonov suffit.

Pour aller plus loin

Pour obtenir des méthodes plus puissantes de réduction de flou dans une image, une idée intéressante est d'utiliser la notion de filtres de chocs introduite par Rudin et présente dans [2]. C'est une méthode de résolution d'EDP inspirée du phénomène d'onde de choc connue en mécanique des fluides qui permet d'améliorer la restauration. En effet, si on applique directement une optimisation sur m alors qu'on vient d'optimiser f , on risque de retomber par la suite sur une image très similaire à l'image de départ. L'utilisation de filtres chocs sur f qui sert à l'optimisation de m permet d'éviter ce phénomène.

References

- [1] Tony F. Chan and Chiu-Kwong Wong. Total variation blind deconvolution. *IEEE Transactions on image processing*, 7(3):370–375, March 1998.
- [2] Mohammed EL Rhabi and Gilles Rochefort. Algorithme de déconvolution aveugle du flou. 2009.
- [3] Li Xu and Jiaya Jia. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring, 2010.
- [4] Li Xu, Shicheng Zheng, and Jiaya Jia. Unnatural 10 sparse representation for natural image deblurring, 2013.
- [5] Yu-Li You and Mostafa Kaveh. Blind image restoration by anisotropic regularization. *IEEE Transactions on image processing*, 8(3):396–416, March 1999.