

Filtrage bilatéral guidé des images

Laurent CARAFFA*, Jean-Philippe TAREL, Pierre CHARBONNIER
IFSTTAR, IM, LEPSiS, Paris, France

*Doctorant dirigé par Jean Devars (UPMC)
Encadré par Jean-Philippe TAREL

Résumé – Les applications du traitement d’images au domaine routier sont nombreuses. La diversité des perturbations dues aux conditions météorologiques dégradées complique généralement l’analyse des images routières. Le filtre bilatéral est un filtre maintenant bien connu en imagerie numérique. Il est beaucoup utilisé pour éliminer le bruit et autres perturbations, tout en préservant les contours de l’image. Une variante du filtre bilatéral est le filtre bilatéral croisé, qui en plus de l’image à traiter, prend en compte une image *guide*, donnant des informations sur la structure de la scène. Une des limites du filtre bilatéral croisé est qu’il n’est pas robuste à des perturbations non gaussiennes. Nous proposons donc d’introduire un nouveau filtre, plus général, que nous nommons le filtre bilatéral guidé qui permet de mieux prendre en compte le modèle statistique des variations photométriques de l’image à traiter. Il est, ainsi, plus robuste aux valeurs aberrantes contenues dans l’image. L’efficacité du filtre est illustrée sur différentes applications.

1 Introduction

Avec l’arrivée de la route de cinquième génération, les aides à la conduite, et les progrès constants des capteurs d’images, l’utilisation et le traitement d’images numériques routières sont de plus en plus courants. Plusieurs exemples d’applications peuvent être cités : la détection d’éléments routiers tels que les marquages et les panneaux, l’estimation de la trajectoire des mobiles, les aides à la conduite, la détection des conditions dégradées, la modélisation 3D de l’environnement routier, etc. Lorsque ces images sont acquises par un véhicule, elles sont sujettes à de nombreuses perturbations et dégradations, comme un bruit important dû à l’augmentation de la sensibilité du capteur en condition de faible éclairage, la diminution des contrastes en présence de brouillard, et la présence de flocons de neige ou reflets dus à la pluie. Ces perturbations ont plusieurs effets néfastes : elles diminuent la visibilité du conducteur et elles perturbent le fonctionnement des différents algorithmes d’analyse d’image.

Pour faire face à ces difficultés, nous proposons d’étendre le filtre bilatéral, maintenant bien connu de la communauté de traitement d’images, en lui ajoutant l’utilisation d’un guide, tout en préservant son caractère robuste. Cette dernière caractéristique est importante puisqu’elle permet de filtrer une image en présence de bruit non gaussien. Le filtre bilatéral permet de lisser une image en préservant ses contours. L’idée principale du filtre bilatéral, est l’ajout d’une pondération photométrique au filtre linéaire gaussien. Grâce à ses propriétés, à sa facilité d’implantation et à sa flexibilité, le filtre bilatéral est actuellement utilisé dans de nombreux cas, comme le rehaussement de contours (Zhang and Allebach, 2008), le sur-échantillonnage (Kopf et al., 2007), le raffinement de la carte de disparité en reconstruction 3D (Yang et al., 2007), l’édition d’image (Khan et al., 2006), la

restauration d’image en condition de brouillard, etc.

Un résumé très complet sur l’interprétation, les améliorations et les extensions du filtre bilatéral est proposé dans (Paris et al., 2007). A notre avis, il y a cinq points importants à rappeler. Premièrement, on peut montrer que le filtre bilatéral est relié à l’estimation robuste de l’intensité moyenne dans le voisinage. Deuxièmement, l’effet escalier qui peut être observé dans certains cas peut être évité en utilisant un modèle linéaire au lieu d’un modèle constant des intensités dans un voisinage (Buades et al., 2006). Troisièmement, le filtre bilatéral adaptatif est une extension du filtre bilatéral où la pondération photométrique est sélectionnée en fonction de l’intensité du voisinage (Zhang and Allebach, 2008). Quatrièmement, il y a plusieurs façons d’améliorer le temps d’exécution du filtre bilatéral, comme par exemple utiliser une structure de grille (Durand and Paris, 2006) ou une distribution d’histogrammes (Weiss, 2006). Cinquièmement, le filtre bilatéral croisé (Eisemann and Durand, 2004; Petschnigg et al., 2004) peut être utilisé pour introduire, dans les applications où elle est disponible, une information supplémentaire apportée par une image *guide*. L’idée est d’utiliser la pondération de l’image guide à la place de celle de l’image.

Les améliorations apportées par les points 2, 3 et 4 restent cohérentes avec l’interprétation robuste du filtre bilatéral, contrairement à l’introduction *ad hoc* du guide dans le filtre bilatéral croisé. Après un rappel dans la partie 2 de l’interprétation du filtre bilatéral en terme d’estimation robuste et le rappel du filtre bilatéral robuste, nous proposons dans la section 3 de relier le filtre bilatéral croisé à l’estimation robuste. Ce lien permet d’étendre le filtre bilatéral croisé en un nouveau filtre que nous nommons le *filtre bilatéral guidé*. Enfin, nous illustrons l’intérêt de ce nouveau filtre sur quelques exemples.

2 Filtre bilatéral

Le filtre bilatéral, introduit dans (Tomasi and Manduchi, 1998) est une extension du filtrage linéaire où une pondération photométrique w_p est introduite en plus du poids w_s . A partir de l'image originale E , le résultat du filtre bilatéral est l'image F donnée par :

$$F(x) = \frac{\sum_{t \in S_m} w_s(\|t\|) w_p(E(x) - E(x+t)) E(x+t)}{\sum_{t \in S_m} w_s(\|t\|) w_p(E(x) - E(x+t))} \quad (1)$$

où S_m est une fenêtre de taille m , dans notre cas, une fenêtre carrée de taille $[-m, m] \times [-m, m]$. Le poids w_s est une fonction symétrique, décroissante sur la distance $\|t\|$ à partir du centre de S_m . Généralement, le poids w_p est aussi une fonction symétrique et décroissante.

2.1 Lien avec l'estimation robuste

Selon (Elad, 2002; Ieng et al., 2007), l'image résultat F du filtre bilatéral peut être interprétée comme la première étape de la minimisation du coût local :

$$\operatorname{argmin}_{F(x)} \sum_{t \in S_m} w_s(\|t\|) \phi((F(x) - E(x+t))^2) \quad (2)$$

Quand $w_s(\|t\|) = 1$, ce coût implique que $F(x)$ est la moyenne robuste des valeurs $E(x+t)$, $t \in S_m$. Dans ce cas-là, ϕ caractérise le modèle du bruit additif sur les intensités dans le voisinage S_m . En annulant la dérivée de la somme dans (2) en fonction de $F(x)$, nous avons :

$$\sum_{t \in S_m} w_s(\|t\|) \phi'((F(x) - E(x+t))^2) (F(x) - E(x+t)) = 0$$

Après réécriture, et en utilisant la substitution "one-step-late" (qui consiste à fixer le terme non linéaire en utilisant l'image F à l'itération précédente), l'algorithme des moindres carrés itératifs pondérés (*Iterative Reweighted Least Squares* : IRLS) est obtenu :

$$F_{k+1}(x) = \frac{\sum_{t \in S_m} w_s(\|t\|) \phi'((F_k(x) - E(x+t))^2) E(x+t)}{\sum_{t \in S_m} w_s(\|t\|) \phi'((F_k(x) - E(x+t))^2)} \quad (3)$$

En comparant (1) avec (3), on s'aperçoit que le filtre bilatéral est la première étape de l'algorithme IRLS quand $w_p(u) = \phi'(u^2)$ avec comme initialisation l'image originale (soit $F_0(x) = E(x)$).

Pour modéliser différents types de bruits, la densité de probabilité suivante est utilisée :

$$p_{\alpha,s}(b) \propto \frac{1}{s} e^{-\phi_\alpha((\frac{b}{s})^2)} \quad (4)$$

où $\phi_\alpha(t) = \frac{1}{2\alpha}((1+t)^\alpha - 1)$. C'est la *famille des exponentielles lissées* (ou *Smooth Exponential Family*, SEF) introduite dans (Tarel et al., 2002; Ieng et al., 2007). La forme de la densité de probabilité est réglée par deux paramètres : s , qui est l'échelle du bruit et

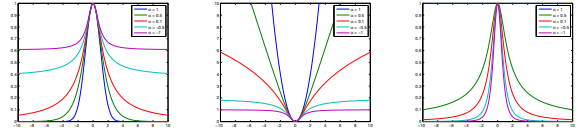


FIGURE 1 – De gauche à droite, pour différentes valeurs de α dans la famille SEF : la densité de probabilité $\exp(-\frac{1}{2}\phi_\alpha(b^2))$, la fonction d'erreur $\phi_\alpha(b^2)$, et la pondération correspondante $\phi'_\alpha(b^2)$.

α , qui permet une transition continue entre les différents types de densités connues (SEF), (voir Fig. 1). En particulier, la densité de probabilité gaussienne est obtenue pour $\alpha = 1$, la densité de probabilité de Laplace est approchée avec $\alpha = 0,5$, et la densité de probabilité de Geman & McClure est obtenue pour $\alpha = -1$. La densité de probabilité correspondant à un bruit de Cauchy est obtenue quand $\alpha \rightarrow 0$, par l'intégration de ϕ' (Ieng et al., 2007).

Le coût (2) peut être dérivé du maximum de vraisemblance sur les résidus $b = F(x) - E(x+t)$ sachant $\|t\|$:

$$p(b|\|t\|) \propto \frac{1}{s(\|t\|)} e^{-\phi_\alpha((\frac{b}{s(\|t\|)})^2)} \quad (5)$$

où s est une fonction de $\|t\|$. Les résidus étant indépendants entre eux, la vraisemblance des données est obtenue à partir de (5), par un simple produit. En dérivant le logarithme de cette vraisemblance et en fixant la partie non linéaire du résultat, comme pour obtenir (3) à partir de (2), on obtient une nouvelle expression du filtre. En comparant celle-ci à (3), on constate que la pondération spatiale $w_s(\|t\|)$ est associée avec $\frac{1}{s^2(\|t\|)}$ et donc, que la pondération photométrique $w_p(b)$ est associée à $\phi'_\alpha((\frac{b}{s(\|t\|)})^2)$. Remarquons qu'avec cette dérivation, l'échelle photométrique apparaît comme l'inverse de la racine carrée de la pondération spatiale. Cette dernière contrainte n'est pas prise en compte par le filtre bilatéral classique.

2.2 Filtre bilatéral robuste

En dépit de sa relation avec l'estimation robuste, le filtre bilatéral n'est pas robuste au bruit non gaussien dans l'image originale. L'application répétée du filtre bilatéral n'est pas plus robuste. Par contre, l'algorithme IRLS décrit dans la section précédente est robuste. En conséquence, nous avons appelé ce dernier le filtre bilatéral robuste. Si la dérivation simplifiée de l'IRLS précédemment présentée est succincte, elle ne permet pas d'expliquer pourquoi l'algorithme IRLS converge vers un minimum local. Des preuves de convergence peuvent être trouvées, par exemple, dans (Tarel et al., 2008; Charbonnier et al., 1997).

Il est important de faire la différence entre le filtre bilatéral robuste et le filtre bilatéral itéré. En effet, dans le filtre bilatéral robuste (3), F_k est comparée à la valeur fixe E , tandis que le filtre bilatéral itéré

compare F_k à la valeur F_{k-1} précédemment calculée. Grâce à sa dérivation, le filtre bilatéral robuste est robuste aux valeurs aberrantes dans l'image originale. Cependant, comme cela est expliqué dans (Ieng et al., 2007), la convergence vers un minimum local de faible énergie n'est pas garantie; en effet, la fonction d'erreur n'étant pas convexe pour un $\alpha < 0,5$, l'initialisation demande quelques précautions. Une façon correcte de procéder consiste à initialiser F_0 comme le résultat d'un filtre médian sur E . Plus généralement, l'approche par non-convexité graduelle (Graduated Non-Convexity, GNC) (Blake and Zisserman, 1987; Ieng et al., 2007) peut être utilisée. L'idée est d'utiliser la famille SEF ϕ_{α_p, s_p} et de forcer la convexité en fixant $\alpha_p = 1$ ou $\alpha_p = 0,5$ et, ensuite, en diminuant α_p pas à pas, en utilisant à chaque pas l'image résultante de l'itération précédente. Ce processus est itéré jusqu'à atteindre la valeur α_p cible.

Du fait de la modélisation par une constante dans (2), le filtre bilatéral itéré et le filtre bilatéral robuste sont sujets à un effet d'escalier dans les régions de faible gradient. D'après (Buades et al., 2006), l'effet escalier peut être supprimé par une estimation linéaire du voisinage de chaque pixel. Chaque itération consiste alors à effectuer l'algorithme IRLS sur les paramètres d'un plan 2D local.

3 Le filtre bilatéral guidé

Dans plusieurs applications, une seconde image de la scène, prise dans des conditions différentes, peut être utilisée comme source d'information supplémentaire. Cette image est appelée le guide. Notons qu'elle est souvent distordue photométriquement par rapport à l'image à traiter. Le filtre bilatéral croisé a été introduit d'une façon *ad hoc* dans (Petschnigg et al., 2004; Eisemann and Durand, 2004), à partir du filtre bilatéral, en substituant dans (1) la pondération photométrique w_p liée à l'image E avec celle de l'image guide G . L'image guide indique quels sont les pixels similaires dans chaque voisinage. Cette substitution a pour conséquence la perte du lien avec l'estimation robuste. Pour permettre de garder ce lien, nous proposons d'introduire l'image guide G en plus de w_g comme une troisième pondération dans (2). De notre point de vue, et contrairement à (Petschnigg et al., 2004; Eisemann and Durand, 2004), le poids w_g est une sorte de pondération spatiale, et non une pondération photométrique. L'image guide peut être vue comme un étiquetage décrivant la structure de l'image dans le voisinage. Cela nous amène à introduire un nouveau filtre que nous nommons le filtre bilatéral guidé, qui minimise l'erreur suivante :

$$\sum_{t \in S_m} w_s(\|t\|) w_g(G(x) - G(x+t)) \phi((F(x) - E(x+t))^2) \quad (6)$$

où w_s est la pondération spatiale, w_g est la pondération du guide et ϕ caractérise le modèle du bruit. Comme pour le filtre robuste, le filtre bilatéral guidé est itératif, et dérivé de (6), ce qui nous donne :

$$F_{k+1}(x) = \frac{\sum_{t \in S_m} \mu_t E(x+t)}{\sum_{t \in S_m} \mu_t} \quad (7)$$

avec

$$\mu_t = w_s(\|t\|) w_g(G(x) - G(x+t)) \underbrace{\phi'((F_k(x) - E(x+t))^2)}_{w_p(F_k(x) - E(x+t))}$$

Cet algorithme est plus général que les filtres précédemment cités. Ainsi, le filtre bilatéral robuste est un cas particulier du filtre bilatéral guidé où la pondération du guide est constante. Le filtre bilatéral croisé est la première itération du filtre bilatéral guidé quand $w_p = 1$. Contrairement au filtre bilatéral croisé, le filtre bilatéral guidé est robuste au bruit non gaussien sur l'image originale si la pondération w_p , et par conséquent ϕ' , est choisie de façon adéquate pour correspondre aux caractéristiques du bruit observé dans l'image.

Du fait de ses 3 pondérations, le filtre bilatéral guidé est très flexible. En pratique, la pondération spatiale w_s peut être fixée à 1 quand le guide est de bonne qualité. En effet, la pondération du guide w_g donne une information plus précise sur la structure que la pondération spatiale. Néanmoins, si le guide est de mauvaise qualité, une fonction gaussienne peut être utilisée comme pondération spatiale pour combler les manques du guide. La fenêtre peut être de différentes tailles et varier pour adapter la force du filtrage en fonction de l'*a priori* que l'on a sur la qualité du guide. A partir de maintenant, nous considérerons que la fonction $w_g(b)$ a pour forme la fonction $p_{\alpha_g, s_g}(b)$, dans (4).

La pondération photométrique w_p est directement liée à la nature du bruit sur l'image E , comme pour le filtre bilatéral robuste. Quand le bruit est gaussien, w_p est égale à un. La fonction w_p est choisie dans la famille des SEF $\phi'_{\alpha_p}((\frac{b}{s_p})^2)$. Comme précédemment, une estimation linéaire de la distribution des niveaux de gris du voisinage peut être choisie à la place du modèle constant, afin d'éviter l'effet escalier.

Lorsque la fonction ϕ est non convexe, le GNC est utilisé pour converger vers un minimum local proche de celui global. Pour cela nous proposons le protocole suivant :

- Fixer la puissance α_g et l'échelle s_g en fonction de l'intensité des détails et sélectionner la puissance α_p et l'échelle s_p de la pondération photométrique en fonction du bruit sur l'image d'entrée ;
- Effectuer une étape du filtre bilatéral guidé avec $w_p = 1$;
- Sur le résultat, faire une itération avec l'équation (7) en changeant seulement α_p à la valeur 0,5
- Si la valeur d' α_p choisie dans la première étape est inférieure à zéro, faire une itération supplémentaire avec $\alpha_p = 0$;
- Finalement, itérer l'équation (7) en utilisant α_p jusqu'à ce que le nombre d'itérations maximum (fixé à 8) soit atteint.

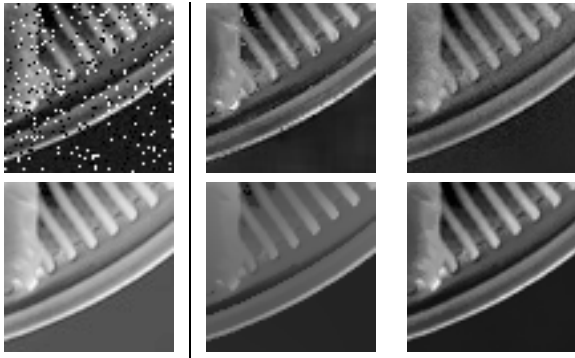


FIGURE 2 – Première colonne : l'image bruitée E et le guide G sans bruit. Seconde colonne : résultat du filtre bilatéral croisé après 1 et 100 itérations. Troisième colonne : le résultat du filtre guidé introduit dans (He et al., 2010) et du filtrage bilatéral guidé (en 8 itérations).

4 Expérimentations

4.1 Comparaison

Nous avons étudié les performances du filtre bilatéral guidé comparativement aux autres algorithmes lorsqu'un bruit gaussien (d'écart-type $s = 5$) plus un bruit poivre et sel (de densité 10%) sont ajoutés à l'image à filtrer et qu'un bruit gaussien ($s = 5$) est ajouté sur le guide. La figure 2 montre le résultat du filtre bilatéral croisé (avec 1 et 100 itérations), du filtre guidé introduit dans (He et al., 2010) et du filtre bilatéral guidé sur une partie de l'image. Nous avons évalué les différents filtres sur quatre images classiques en traitement d'images. Les meilleures performances en termes de $PSNR$ par rapport à l'image sans bruit, en faisant varier les différents paramètres d'entrée, sont affichées dans le Tableau 3. Le $PSNR$ (Peak Signal to Noise Ratio) mesure la distorsion entre deux images et est proportionnel au logarithme de leur erreur quadratique moyenne. On remarque que le filtre bilatéral guidé surpasse à chaque fois les deux autres filtres de plusieurs dB . Une étude plus approfondie est décrite dans (Caraffa et al., 2012).

Filtre	FBC	FG	FBG
Hudson diathom	24,9	28,3	35,3
Baboon	13,4	28,7	31,6
Fishing boat	14,0	29,9	32,9
Peppers	14,2	28,6	34,03

FIGURE 3 – Meilleur $PSNR$ obtenus en fonction des valeurs des paramètres pour 4 images avec le filtre bilatéral croisé (FBC), le filtre guidé (He et al., 2010) (FG) et le filtre bilatéral guidé (FBG).

4.2 Suppression du bruit temporel

Le filtre bilatéral guidé peut être utilisé pour atténuer l'effet des perturbations qui apparaissent de



FIGURE 4 – Première ligne : deux images consécutives d'une séquence vidéo avec chute de neige. Seconde ligne : images filtrées avec le filtre bilatéral guidé en utilisant l'image précédente comme guide.

façon éparses au cours du temps. Il est ainsi possible, avec le filtrage bilatéral guidé, de lisser une image plus efficacement qu'avec un filtrage bilatéral lorsque des flocons de neige sont présents, simplement en utilisant l'image précédente comme guide. Cela est illustré dans la figure 4. Il existe bien sûr d'autres méthodes dédiées plus performantes pour traiter ce problème, mais cet exemple montre la possibilité d'utiliser un guide, bien qu'il soit inexact à cause du déplacement de la caméra, tout en préservant les structures de l'image.

4.3 Raffinement de la carte de profondeur

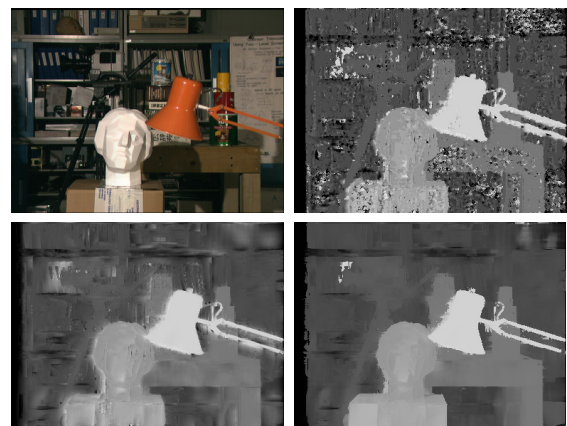


FIGURE 5 – Première ligne : à gauche, l'une des deux images originales d'une paire stéréo et, à droite, la carte de disparité obtenue en utilisant un algorithme de reconstruction dense. Seconde ligne : la carte de disparité raffinée par le filtre bilatéral croisé (à gauche) et le filtre bilatéral guidé (à droite).

Le filtre bilatéral croisé a été utilisé dans (Yang et al., 2007) pour raffiner la carte de profondeur et l'interpoler en utilisant une des images de la paire stéréo comme guide. La figure 5 montre une carte de disparité obtenue en utilisant l'algorithme de propagation de croyance ("*belief propagation*"). L'algo-

rithme a été stoppé volontairement avant la convergence totale. Même avec plusieurs valeurs aberrantes sur la carte de disparité, le raffinement réalisé avec le filtre bilatéral guidé produit de bons résultats. Pour obtenir ce résultat, une approche par GNC a été effectuée avec les paramètres : $w_s = 1$, $\alpha_g = 0$, $s_g = 10$, $\alpha_p = -1$, $s_p = 40$. Le résultat obtenu avec le filtre bilatéral croisé est moins convaincant.

4.4 Restauration d'image dans des conditions de brouillard

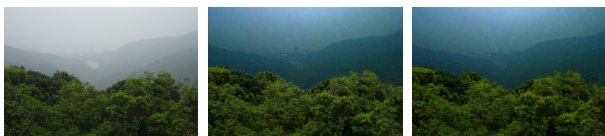


FIGURE 6 – A gauche, l'image originale dans des conditions de brouillard. Au milieu, suppression du brouillard en utilisant le filtre médian (Tarel and Hautière, 2009). A droite, suppression du brouillard en utilisant le filtre bilatéral guidé. Les halos produits par le filtre médian au sommet des arbres sont en grande partie supprimés avec le filtre bilatéral guidé.

Comme dans (Tarel and Hautière, 2009), la restauration d'image dans des conditions de brouillard est effectuée en deux étapes : d'abord, le voile atmosphérique est estimé à partir des couleurs saturées (le maximum des composantes RVB pour chaque pixel), ensuite un filtre médian est appliqué. Le voile estimé est utilisé pour restaurer l'image en inversant la loi de Koschmieder qui modélise l'effet du brouillard. Entre ces deux étapes, l'estimation du voile atmosphérique peut être affinée en lui appliquant le filtre bilatéral guidé, en utilisant l'image couleur originale comme guide. Cette étape supplémentaire améliore la suppression du brouillard dans les zones fines et complexes, comme les feuilles au sommet des arbres (figure 6). Les paramètres du filtre bilatéral guidé utilisés sont $w_s = 1$, $\alpha_g = 0,5$, $s_g = 10$, $\alpha_p = 0$, $s_p = 10$ dans cet exemple.

5 Conclusion

Nous avons décrit les points importants du filtre bilatéral et de ses variantes, qui permettent de renforcer les liens avec le filtre bilatéral robuste et l'estimation robuste. Pour garder le lien entre l'estimation robuste et le filtre bilatéral croisé, nous avons proposé une nouvelle façon d'introduire ce dernier, ce qui nous a amené naturellement à la définition d'un filtre plus générique, que nous appelons le filtre bilatéral guidé. Ce filtre a pour cas particuliers le filtre bilatéral, le filtre bilatéral robuste, et le filtre bilatéral croisé. Les entrées de ce filtre sont deux images : l'image à traiter et le guide. Le filtre bilatéral guidé nécessite cinq paramètres. Ce filtre étant itératif, nous utilisons une heuristique, basée sur l'approche

de non-convexité graduelle (GNC) pour converger vers un minimum local intéressant de la fonction de coût en un nombre réduit d'itérations. Expérimentalement, en terme de *PSNR*, le filtre bilatéral guidé surpasse les autres filtres qui sont capables de prendre en compte un guide. Il est robuste aux valeurs aberrantes dans l'image traitée. Il peut être utilisé dans plusieurs applications comme le rehaussement de contrastes, le sur-échantillonnage, le traitement d'images avec flash/sans flash, le raffinement de carte de profondeur ou la restauration d'images dans des conditions de brouillard.

Références

- Blake, A. and Zisserman, A. (1987). *Visual Reconstruction*. MIT Press, Cambridge, MA.
- Buades, A., Coll, B., and Morel, J. M. (2006). The staircasing effect in neighborhood filters and its solution. *IEEE Trans. Image Processing*, 15(6) :1499–1505.
- Caraffa, L., Tarel, J.-P., and Charbonnier, P. (2012). The guided bilateral filter : When the joint/cross bilateral filter becomes robust. In *submitted to ECCV'12*.
- Charbonnier, P., Blanc-Féraud, L., Aubert, G., and Barlaud, M. (1997). Deterministic edge-preserving regularization in computed imaging. *IEEE Trans. Image Processing*, 6(2) :298–311.
- Durand, F. and Paris, S. (2006). A fast approximation of the bilateral filter using a signal processing approach. In *ECCV*, pages IV : 568–580.
- Eisemann, E. and Durand, F. (2004). Flash photography enhancement via intrinsic relighting. *ACM Trans. on Graphics*, 23(3) :673–678.
- Elad, M. (2002). On the origin of the bilateral filter and ways to improve it. *IEEE Trans. Image Processing*, 11(10) :1141–1151.
- He, K., Sun, J., and Tang, X. (2010). Guided image filtering. In *European Conference on Computer Vision (ECCV'10)*, pages 1–14, Hersonissos, Crete, Greece.
- Ieng, S.-S., Tarel, J.-P., and Charbonnier, P. (2007). Modeling non-gaussian noise for robust image analysis. In *Proceedings of International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP'07)*, pages 183–190, Barcelona, Spain. <http://perso.lcpc.fr/tarel.jean-philippe/publis/visapp07a.html>.
- Khan, E. A., Reinhard, E., Fleming, R., and Buehler, H. (2006). Image-based material editing. *ACM Trans. on Graphics*, 25(3).
- Kopf, J., Cohen, M. F., Lischinski, D., and Uyttendaele, M. (2007). Joint bilateral upsampling. *ACM Trans. on Graphics*, 26.

- Paris, S., Kornprobst, P., Tumblin, J., and Durand, F. (2007). A gentle introduction to bilateral filtering and its applications. In *ACM SIGGRAPH 2007 courses*, SIGGRAPH '07, New York, NY, USA. ACM.
- Petschnigg, G., Szeliski, R., Agrawala, M., Cohen, M., Hoppe, H., and Toyama, K. (2004). Digital photography with flash and no-flash image pairs. *ACM Trans. on Graphics*, 23(3) :664–672.
- Tarel, J.-P. and Hautière, N. (2009). Fast visibility restoration from a single color or gray level image. In *ICCV*, pages 2201–2208, Kyoto, Japan. <http://perso.lcpc.fr/tarel.jean-philippe/publis/iccv09.html>.
- Tarel, J.-P., Ieng, S.-S., and Charbonnier, P. (2002). Using robust estimation algorithms for tracking explicit curves. In *ECCV*, volume I, pages 492–507, Copenhagen, Denmark. <http://perso.lcpc.fr/tarel.jean-philippe/publis/eccv02.html>.
- Tarel, J.-P., Ieng, S.-S., and Charbonnier, P. (2008). A constrained-optimization based half-quadratic algorithm for robustly fitting sets of linearly parametrized curves. *Advances in Data Analysis and Classification*, 2(3) :227–239. <http://perso.lcpc.fr/tarel.jean-philippe/publis/adac08.html>.
- Tomasi, C. and Manduchi, R. (1998). Bilateral filtering for gray and color images. In *ICCV*, pages 839–846.
- Weiss, B. (2006). Fast median and bilateral filtering. *ACM Trans. on Graphics*, 25 :519–526.
- Yang, Q. X., Yang, R. G., Davis, J., and Nister, D. (2007). Spatial-depth super resolution for range images. In *CVPR*, pages 1–8.
- Zhang, B. Y. and Allebach, J. P. (2008). Adaptive bilateral filter for sharpness enhancement and noise removal. *IEEE Trans. Image Processing*, 17(5) :664–678.